



Contribution à l'optimisation des processus de prédiction et de classification pour le Prognostics and Health Management.

Rafael Gouriveau

► To cite this version:

Rafael Gouriveau. Contribution à l'optimisation des processus de prédiction et de classification pour le Prognostics and Health Management.. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université de Franche-Comté, 2015. tel-01341723

HAL Id: tel-01341723

<https://hal.science/tel-01341723>

Submitted on 4 Jul 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

HABILITATION À DIRIGER LES RECHERCHES

présentée à

L'U.F.R. DES SCIENCES ET TECHNIQUES
DE L'UNIVERSITÉ DE FRANCHE-COMTÉ

pour obtenir

LE DIPLÔME D'HABILITATION À DIRIGER LES RECHERCHES
DE L'UNIVERSITÉ DE FRANCHE-COMTÉ

Contribution à l'optimisation des processus de prédiction et de classification pour le Prognostics and Health Management

par

Rafael GOURIVEAU

Soutenue le 11 juin 2015 devant la Commission d'Examen :

Rapporteurs

Anne BARROS	Professeure, NTNU Trondheim (Norvège)
Louise TRAVE-MASSUYES	Directeur de Recherche CNRS, LAAS, Toulouse
Ali ZOLGHADRI	Professeur, Université de Bordeaux

Examineurs

Nicolas CHAILLET	Professeur, Université de Franche-Comté, Besançon
Pierre DERSIN	RAM Director Information Solutions Alstom Transport, Saint-Ouen
Daniel HISSEL	Professeur, Université de Franche-Comté, Belfort
Daniel NOYES	Professeur, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes
Noureddine ZERHOUNI	Professeur, Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques, Besançon
Enrico ZIO	Professeur, Ecole Centrale de Paris / Politecnico di Milano (Italie)

Remerciements

*Un seul mot, usé, mais qui brille comme
une vieille pièce de monnaie : merci !*

Pablo Neruda



Mes premiers remerciements s'adressent naturellement à Nouredine Zerhouni, et ceci à plusieurs titres. Je veux d'abord le remercier d'avoir endossé la responsabilité de "Tuteur de Recherche" et de m'avoir guidé dans mon travail. Je sens parfaitement la confiance qu'il me témoigne et j'apprécie l'attitude qu'il adopte à mon égard. Plus largement, je crois sincèrement que le succès de l'équipe PHM est en grande partie de son fait. Travailler avec lui au quotidien est très formateur ; Nouredine est clairvoyant et entreprenant, et sait se montrer critique mais constructif sur les travaux scientifiques que nous engageons. Enfin, Nouredine a des qualités humaines que je porte haut, et est sans nul doute la personne avec qui j'ai les discussions les plus diverses et les plus riches dans cet environnement. Je le remercie vivement et amicalement pour l'ensemble.

Je tiens également à exprimer ma profonde gratitude aux membres du jury. Je suis vraiment satisfait d'avoir réussi à les réunir, et souhaite les assurer ici de ma sincère et profonde estime. Mesdames Anne Barros et Louise Travé-Massuyès ainsi que Monsieur Ali Zolghadri m'ont fait l'honneur de rapporter sur ce mémoire et je les remercie en conséquence ; j'ai conscience de la lourdeur de cette tâche. Messieurs Nicolas Chaillet, Pierre Dersin, Daniel Hissel, Daniel Noyes et Enrico Zio se sont montrés enthousiastes à l'idée de participer à l'évaluation de "mon" travail, et ont su me toucher par quelques bons mots. Je les en remercie.

Mes remerciements vont également aux étudiants et doctorants avec qui j'ai eu le plaisir de travailler, ainsi qu'aux collègues de l'ENSMM, de l'Institut FEMTO-ST et de la fédération de recherche FCLAB auprès de qui j'évolue au quotidien. Il n'y a pas d'HDR sans ces interactions...

Quant à ma famille et mes proches, ils savent bien ce que je leur dois.

Rafael Gouriveau
Besançon, le 30 juin 2015

Table des matières

TABLES	iii
POUR INTRODUIRE...	1
I RÉSUMÉ DES ACTIVITÉS POSTDOCTORALES	3
Profil résumé	5
1 Curriculum vitae synthétique	6
2 Synthèse des développements de recherche	6
3 Animation scientifique et encadrement	18
4 Rayonnement et activités scientifiques complémentaires	23
5 Synthèse de l'activité d'enseignement	27
II SYNTHÈSE DES ACTIVITÉS DE RECHERCHE	31
1 Positionnement et axes de développements suivis	33
1 Motivations : vers l'anticipation des défaillances	34
2 Pronostic et estimation de la durée de vie résiduelle (RUL)	35
3 Des données aux décisions : le processus PHM	39
4 Positionnement : approche "locale" orientée "données"	41
5 Objectifs, problématiques et verrous	44
6 Axes de travail et contributions	49
2 Contributions à la caractérisation de la dégradation	55
1 Motivations, objectifs et contributions	56
2 Fondements : le prétraitement de données	57
3 Nouvelle approche d'extraction de descripteurs	60
4 Extraction de descripteurs - applications et discussion	64
5 Nouvelle approche de sélection de descripteurs	71
6 Sélection de descripteurs - application et discussion	73
7 Synthèse partielle	77

3	Contributions à l'optimisation du processus de prédiction	79
1	Motivations, objectifs et contributions	80
2	Systèmes connexionistes prédictifs à long terme	82
3	Prédiction par réseaux neuro-flous évolutifs	89
4	Prédiction par réseaux de neurones "rapides"	96
5	Synthèse partielle	106
4	Contributions à l'optimisation du processus de classification	109
1	Motivations, objectifs et contributions	110
2	Estimation d'états sans <i>a priori</i> sur les données	112
3	Vers des performances accrues : l'algorithme S-MEFC	115
4	Application et discussion	120
5	Synthèse partielle	124
III	BILAN ET PROJET DE RECHERCHE	127
	Perspectives de recherche	129
1	Synthèse des travaux de recherche menés	130
2	Perspectives de recherche	132
	POUR CONCLURE...	145
	RÉFÉRENCES	147

Table des figures

1	Activité PHM au sein du département AS2M (FEMTO-ST)	9
2	Evolution du ratio "charge d'enseignement / obligation statutaire"	29
3	Publications ayant pour thème le PHM [<i>Web of Sciences, mars 2015</i>]	35
4	Illustration du processus de pronostic	36
5	Approches de pronostic hybride	38
6	Complémentarité des activités de détection, diagnostic et pronostic [72]	39
7	Le cycle PHM comme une adaptation de l'architecture OSA-CBM	41
8	Pronostic de composants - stratégie de choix de l'application cible [56]	42
9	Hypothèse de constantes de temps / pronostic (adapté de [74])	44
10	Des données au RUL - prédire et classifier	45
11	Illustration des principes de : a) robustesse, b) fiabilité	47
12	Principaux objectifs et verrous scientifiques abordés	49
13	Ventilation des travaux scientifiques	53
14	Des données brutes au RUL (selon [74])	56
15	Impacts des descripteurs sur le pronostic	57
16	Techniques d'extraction de descripteurs (adapté de [202])	59
17	Approche d'extraction de descripteurs à tendance marquée et monotones	60
18	Illustration d'une transformée en ondelettes discrète d'ordre 2	61
19	Plateformes de tests d'outils de coupe et de roulements	65
20	Descripteurs classiques vs descripteurs trigonométriques	66
21	Apperçu des descripteurs extraits pour les 2 cas d'application	68
22	CNC-SIMTECH : estimation d'état de $C1$ ($C4$ et $C6$ appris)	69
23	PRONOSTIA : prédictions long terme sur le roulement Ber_{1-7}	70
24	Concept de prédictabilité	72
25	Sélection de descripteurs prédictibles	72
26	Turboréacteur [65]	73
27	TURBOFAN - prédiction du descripteur F5 et prédictabilité associée	74
28	TURBOFAN - prédictabilité des descripteurs pour $H = 134$ ut	75
29	TURBOFAN - estimation du RUL sur une série de test	76
30	Illustration de problèmes en lien avec l'erreur de prédiction	81
31	Représentation et taxonomie des approches de prédiction long terme [74]	83

32	Schématisation des approches de prédiction long terme	85
33	Séries de données de la NN3 compétition (choisies aléatoirement)	86
34	NN3 - RMSE versus temps de calcul	87
35	Séries de données de l'application TURBOFAN (choisies aléatoirement)	88
36	TURBOFAN - Classification d'état et estimation du RUL	89
37	Exemple de système Takagi-Sugeno du premier ordre	90
38	Exemple de prédiction long terme et intervalle de confiance par exTS	93
39	Evolution de critères de parcimonie	95
40	Génération du prédicteur par analyse du critère de parcimonie	95
41	TURBOFAN - Descripteur F1 - Parcimonie et prédiction long terme	96
42	Réseau de neurones à ondelettes SW-ELM [101]	98
43	Ensemble de SW-ELM et incertitudes des estimations	101
44	Estimation d'usure d'outils de coupe - méthodologie	103
45	Tests de robustesse et de fiabilité	104
46	Prédiction de l'usure des outils et intervalle de confiance à 95%	107
47	Classification d'états - problèmes inhérents à l'apprentissage [73]	111
48	Classification d'états et estimation du RUL	112
49	Méthodes de classification et PHM (adapté de [73])	114
50	Pronostic sans <i>a priori</i> sur les seuils - synoptique d'ensemble	118
51	Phase hors ligne : apprentissage des prédicteurs et classificateurs	119
52	Phase en ligne : prédictions et estimations d'états	119
53	TURBOFAN - dispersion des mesures et durées de vie	120
54	TURBOFAN - intervalle de l'erreur de prédiction	121
55	TURBOFAN - estimation du RUL par seuillage automatique - Test 1	121
56	TURBOFAN - illustration des classes d'états variables	122
57	TURBOFAN - assignation dynamique des seuils de défaillance	122
58	TURBOFAN - RUL estimés et réels (sur 100 tests)	123
59	TURBOFAN - pdf sur le RUL - a) approche proposée, b) par [167]	124
60	Synthèse des développements menés	130
61	Démarche PHM et processus V&V	132
62	Problématiques du projet de recherche	137
63	Adaptation de la démarche PHM au domaine médical	143

Liste des tableaux

1	Synthèse des publications postdoctorales	12
2	Synthèse des principales responsabilités scientifiques	18
3	Synthèse des activités d'encadrement	20
4	Synthèse des principaux marqueurs de rayonnement	23
5	Synthèse de l'activité d'enseignement	27
6	Synthèse des contributions / caractérisation de la dégradation	58
7	Descripteurs extraits du $nd^{ème}$ niveau de décomposition (nd=3 ou 4)	63
8	Principales caractéristiques des données de PHM challenges	65
9	Métriques de monotonie et de tendance moyennées	67
10	Estimation d'état et prédiction - paramètres de tests (4 neurones cachés) .	69
11	CNC-SIMTECH : estimation d'état de $C1$, $C4$ et $C6$	69
12	PRONOSTIA : prédictions long terme sur les roulements de test	70
13	Descripteurs du C-MAPSS	73
14	TURBOFAN - paramétrages des outils prédictifs	74
15	TURBOFAN - prédictabilité des descripteurs F1 à F8	75
16	TURBOFAN - erreur d'estimation du RUL avec ANFIS	77
17	Synthèse des contributions / prédiction	81
18	TURBOFAN - Synthèse des performances de prédiction	88
19	TURBOFAN - Synthèse des régresseurs obtenus par analyse de parcimonie	96
20	Jeux de données pour tester les performances du SW-ELM	101
21	Comparaison des performances des modèles	102
22	Caractéristiques des outils de coupe	103
23	Performances de robustesse et d'applicabilité pour un outil de coupe . . .	104
24	Performances de fiabilité et d'applicabilité pour trois outils de coupe . . .	105
25	Performances de fiabilité et d'applicabilité pour des données inconnues . .	105
26	Performances de fiabilité et d'applicabilité avec un ensemble de SW-ELM	106
27	Synthèse des contributions / classification	111
28	Problématiques de PHM et algorithme S-MEFC	116
29	TURBOFAN - pronostic par seuillage dynamique - résultats de tests . . .	123
30	Vers une nouvelle génération de modules de PHM ?	134

POUR INTRODUIRE...

*Caminante, no hay camino,
Se hace camino al andar.
Marcheur, il n'y a pas de chemin,
Le chemin se construit en marchant.*

Antonio Machado



Difficile d'imaginer il y a une vingtaine d'années que je ferais des études d'ingénieur, poursuivrais en doctorat, et deviendrais enseignant-chercheur. Difficile alors également de concevoir que le chemin me mènerait si loin au nord de la Garonne.

Et pourtant... Et pourtant, après une thèse réalisée au sein du laboratoire de Génie de Production de Tarbes, j'ai intégré l'École Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques de Besançon (ENSMM) en qualité de Maître de Conférences (septembre 2005). Ayant réalisé mon doctorat sur la thématique du management des risques et de la sûreté de fonctionnement, je devais développer cette activité au sein du Laboratoire d'Automatique de Besançon (intégré depuis à l'Institut FEMTO-ST) ; période un peu trouble en matière de positionnement scientifique.

Sous le conseil éclairé du professeur Nouredine Zerhouni, et avec tout son soutien, j'ai finalement initié en 2007 le développement d'un nouvel axe au sein de l'institut : le pronostic industriel, étendu depuis au "Prognostics and Health Management" (PHM). Cette nouvelle orientation a supposé de se former aux spécificités du thème, d'identifier quelques verrous scientifiques d'intérêt, de développer de nouvelles compétences en matière d'outils supports (réseaux de neurones et systèmes neuro-flous essentiellement), et de rechercher les projets nécessaires au développement de la thématique. Sans préjuger de la qualité des travaux menés, nous avons (conjointement avec d'autres collègues) réussi à nous positionner nationalement et internationalement, et à donner une certaine visibilité à l'équipe nouvellement structurée. J'ai par ailleurs assuré l'animation de cette équipe durant deux ans et demi, et étendu le développement de l'axe PHM au sein de l'institut (au travers de la fédération de recherche FCLAB).

Et voilà... Et voilà bientôt dix ans que j'évolue dans l'enseignement supérieur, huit desquels consacrés à la thématique du PHM. Ce n'est pas l'objet d'une fierté particulière,

mais bien une forme de satisfaction que de faire un bilan. C'est le propos de ce mémoire, dans lequel je restitue l'essentiel des travaux réalisés (avec l'appui de stagiaires et doctorants principalement) sur le développement de nouvelles approches de pronostic industriel orienté données. Je décris également quelques pistes de travail qui en découlent.

Le manuscrit est structuré en trois grandes parties.

- **I.** La première porte sur la synthèse de mon activité en qualité de Maître de Conférences. J'y résume les travaux de recherche menés (développements, animation scientifique, rayonnement), et décris mon implication en matière d'enseignement.
- **II.** Je présente ensuite l'essentiel des contributions scientifiques me concernant, en m'appuyant pour cela sur un chapitre de positionnement général dans lequel je décris les pistes de travail déclinées ensuite.
- **III.** Enfin, la troisième partie traite de mon projet de recherche. Je discute quelques limites des travaux sur le PHM afin de développer les grandes lignes de mes perspectives de travail.

Avec humilité, je peux assurer que les efforts consentis ne sont pas négligeables ; je suis le premier à être critique sur les contributions apportées. Mais le chemin est encore long. Marcher et acquérir de la maturité est notre quotidien.

Première partie

RÉSUMÉ DES ACTIVITÉS
POSTDOCTORALES

Profil résumé



1	Curriculum vitae synthétique	6
2	Synthèse des développements de recherche	6
2.1	Résumé des travaux de doctorat	7
2.2	Résumé de l'activité de recherche post-doctorale	8
2.3	Publications postdoctorales	12
3	Animation scientifique et encadrement	18
3.1	Animation scientifique	18
3.2	Contrats et responsabilités	19
3.3	Encadrement et co-encadrement	20
4	Rayonnement et activités scientifiques complémentaires	23
4.1	Jurys et expertises	23
4.2	Contribution à l'activité de diffusion scientifique	24
4.3	Rayonnement et collaborations internationales (hors projets)	25
5	Synthèse de l'activité d'enseignement	27
5.1	Enseignements en qualité de Maître de Conférences à l'ENSM	27
5.2	Autres formes d'enseignement	29

1 Curriculum vitae synthétique

Rafael Gouriveau

- 39 ans, marié, nationalité française
- 17 Allée de l'île aux moineaux, rés. Bellerive, Appt. 30, 25000 Besançon
- Tél. ; Fax : +33 (0)3 81 40 27 96 ; +33 (0)3 81 40 28 09
- email : rgourive@ens2m.fr ; rafael.gouriveau@femto-st.fr

Maître de Conférences 61^{ème} section (depuis septembre 2005)

- ENSMM : École Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques de Besançon
- Institut FEMTO-ST (UMR CNRS 6174)
Département Automatique et Systèmes Micro-Mécatroniques (AS2M)
Équipe Prognostics and Health Management (PHM)

Formation et diplômes

- Déc. 2003 **Diplôme de Docteur en Systèmes Industriels**
Inst. Nat. Polytech., Toulouse / Lab. Génie de Production, Tarbes
Analyse des risques - Formalisation des connaissances et structuration des données pour l'intégration des outils d'étude et de décision
- Sept. 2000 **Diplôme d'Etudes Approfondies - Systèmes Industriels**
Institut National Polytechnique de Toulouse - mention BIEN
Management des risques : proposition d'une base d'outils pour le processus de réponse à appel d'offre
- Juin 1999 **Diplôme d'Ingénieur Généraliste**
Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes
- Juin 1994 **Baccalauréat série E - Mathématiques et Techniques**
Lycée Gustave Eiffel - Bordeaux - Mention BIEN

2 Synthèse des développements de recherche

Mes activités de recherche comprennent deux phases :

1. une phase de formation par et à la recherche, menée lors de mon DEA et de mon Doctorat. Le thème de travail était alors celui du "Management des Risques",
2. une phase de développement d'une activité propre en qualité de Maître de Conférences, qui a essentiellement porté sur le pronostic et la gestion de l'état de santé des systèmes (PHM - Prognostics and Health Management).

2.1 Résumé des travaux de doctorat

2.1.1 Thèse de Doctorat (sept. 2000 - déc. 2003)

Analyse des risques - Formalisation des connaissances et structuration des données pour l'intégration des outils d'étude et de décision

<i>Direction</i>	Professeur Daniel Noyes
<i>Mots-clefs</i>	Management des risques, sûreté de fonctionnement Raisonnement à partir de cas, logique floue, théorie des possibilités
<i>Laboratoire</i>	Laboratoire Génie de Production (EA 1905), ENIT Tarbes
<i>Financement</i>	Allocation du Ministère de l'Education Nationale et de la Recherche

Le management des risques associe différents processus d'analyse et de décision dans lesquels l'expertise joue un rôle important. Cette expertise s'appuie sur une connaissance des situations à traiter et sur l'engagement d'outils d'analyse et de traitements pour conduire, au final, aux décisions d'actions sur ces situations (évitement, tolérance...). Cependant, l'hétérogénéité des données, informations et connaissances exploitées ainsi que la diversité des modèles et types de traitement utilisables rendent difficile la définition d'un cadre formel. Nous nous sommes ainsi interrogés sur la manière de favoriser les études de risques en créant un continuum entre les phases d'analyse et de décision.

- *Données, informations, connaissances.* Nous avons décrit les concepts de risque et de management des risques et montré comment accompagner un décideur dans les différentes étapes de transcription et de traitement d'expertises. Ce travail a abouti à la définition d'une méthode de formalisation et d'évaluation des risques basées sur la théorie des ensembles flous et la théorie des possibilités. Par ailleurs, nous avons proposé une méthode d'analyse multicritères des risques. Les indicateurs de décision construits permettent de guider les politiques de réaction.
- *Structuration et intégration.* Les travaux ont porté sur l'établissement d'un modèle conceptuel de données visant à structurer la connaissance et l'expertise engagées. Nous avons établi un moyen générique "d'ancrage" des outils de sûreté de fonctionnement au modèle en exploitant le formalisme des graphes. Nous avons intégré les processus de management des risques par exploitation des mécanismes du raisonnement à partir de cas (RàPC). L'ensemble est ouvert à l'exploitation de techniques de formalisation des connaissances telle que la logique floue.

2.1.2 Publications liées aux travaux de doctorat

Revue internationale avec comité de lecture

- [Th1] R. Gouriveau, D. Noyes, Risk management - dependability tools and case-based reasoning integration using the object formalism, *Computers in Industry*, Vol. 55-3, pp. 255-267, 2004 ; DOI : 10.1016/j.compind.2004.08.003.
- [Th2] R. Gouriveau, D. Noyes, Description et évaluation de risques en conduite de systèmes industriels, *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, Vol. 37-5, pp. 661-684, 2004 ; DOI : 10.3166/jesa.37.661-684.

Revue industrielle avec actes

- [Th3] D. Noyes, R. Gouriveau, Modélisation d'expertise pour le mangement de risques industriels, *PHOEBUS, la revue de la sûreté de fonctionnement*, Vol. 26, 2003.

Congrès Internationaux avec comité de lecture et actes édités

- [Th4] R. Gouriveau, D. Noyes, Structuration de données et outils de sûreté de fonctionnement, *GI 2003, 5^{ème} Congrès Int. de Génie Industriel*, Québec, Canada, 26-29 octobre 2003.
- [Th5] R. Gouriveau, D. Noyes, Dependability analysis framework with decision tools integration, *CESA 2003, IEEE Multiconference on Computational Engineering in Systems Applications*, Lille, 9-11 juillet 2003.
- [Th6] R. Gouriveau, D. Noyes, Data structuring for dependability CASE tool, *QUALITA'03, 5^{ème} Congrès International Pluridisciplinaire Qualité et Sûreté de Fonctionnement*, Nancy, 18-20 mars 2003.
- [Th7] D. Noyes, R. Gouriveau, Métriques d'expertise des risques industriels, *GI 2001, 4^{ème} Congrès International de Génie Industriel*, Marseille, 12-15 juin 2001.
- [Th8] D. Noyes, R. Gouriveau, Outils d'analyse des risques dans le processus de réponse à appel d'offre, *QUALITA'01, 4^{ème} Congrès International Pluridisciplinaire Qualité et Sûreté de Fonctionnement*, Annecy, 22-23 mars 2001.

Congrès Francophone avec comité de lecture et actes édités

- [Th9] R. Gouriveau, D. Noyes, Formulation d'expertise en gestion des risques, *PENTOM'03, 1^{er} Colloque francophone sur les Performances et Nouvelles Technologies en Maintenance*, Valenciennes, 26-28 mars 2003.

Vulgarisation

- [Th10] D. Noyes, R. Gouriveau, Maîtrise des risques industriels et sécurité, *La Lettre des PMI*, Vol. 78, déc. 2002.

2.2 Résumé de l'activité de recherche post-doctorale

Les travaux sur la période post-doctorale constituent l'essentiel de ce manuscrit ; ils ne sont donc que succinctement décrits ici.

2.2.1 Cadre

A l'initiative du Professeur Nouredine Zerhouni, l'équipe COSMI (AS2M, FEMTO-ST) a opéré une évolution profonde courant 2008 : l'activité de l'équipe a été recentrée sur la problématique du "Prognostics and Health Management" (PHM). J'ai activement participé à cette réflexion et ai été le premier à m'engager sur cet axe de travail (Fig. 1). Par suite, il a été nécessaire, d'abord, de se former aux spécificités du thème (acquisition de nouvelles approches scientifiques), ensuite, "d'environnementer la recherche"

afin de la rendre viable, et enfin, d'imaginer des méthodes de validation et de valorisation. La prospection de ce nouvel axe a nécessité du temps et de la pugnacité pour aboutir aux premiers résultats (présentés en section 2.2.3). L'équipe bénéficie désormais d'une bonne reconnaissance, et développe une activité transverse au sein de l'institut FEMTO-ST (départements AS2M, DISC, ENERGIE, MEC'APPLI, MN2S). Forte de cette dynamique, elle ambitionne de participer au développement du PHM à l'échelle internationale. Ayant pris la responsabilité d'animer l'équipe durant deux ans et demi, et de piloter l'axe scientifique PHM au sein de la fédération de recherche FCLAB (cf. section 3.1), je souhaite rester un acteur majeur dans l'extension du thème.

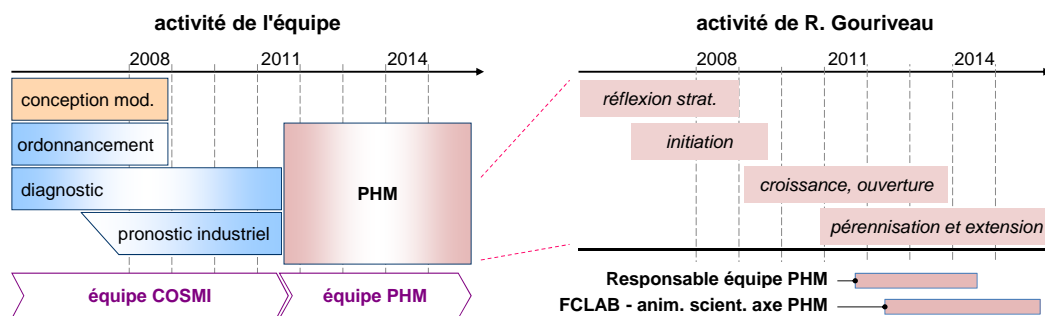


FIGURE 1 – Activité PHM au sein du département AS2M (FEMTO-ST)

2.2.2 Positionnement général et objectifs

Mon activité de recherche a principalement porté sur le développement de méthodes de suivi de l'état de santé et de pronostic de défaillances.

Les travaux ont été concentrés sur le pronostic d'une partie d'un système industriel et non du système complexe dans son ensemble (**approche "locale"**), et cela, sans qu'aucune connaissance quant au comportement de l'équipement, autre que celle pouvant être extraite des données recueillies, ne soit nécessaire *a priori* (**approche "orientée données"**). Les objectifs scientifiques poursuivis se déclinent comme suit :

- développer des **approches génériques de pronostic**,
 - développer des approches de **pronostic fiable**,
- en cohérence avec les contraintes d'implémentation industrielles.

Si les méthodes de pronostic orientées données présentent l'avantage de pouvoir être déployées sans connaissance des phénomènes de dégradation, il est cependant nécessaire de disposer d'indicateurs de santé portant suffisamment d'informations pour que des algorithmes de pronostic puissent être construits et utilisés. La **caractérisation des dégradations** est ainsi un objectif amont à considérer.

2.2.3 Problématiques et contributions

Caractériser les phénomènes de dégradation

Le pronostic requiert d'être à même de transformer des données brutes en informations utiles : cela suppose que des indicateurs de dégradation sont bâtis à partir de grandeurs physiques mesurées sur le composant analysé (température, vibration, etc.). La forme de ces descripteurs a un impact non négligeable sur les performances du système de pronostic. De ce point de vue, nous nous sommes attachés à travailler sur deux aspects.

▷ Nous avons proposé une nouvelle approche d'extraction de caractéristiques à l'aide de fonctions trigonométriques et cumulatives. L'idée sous-jacente est de transformer les données brutes en indicateurs de santé monotones, facilitant ainsi, d'une part, la détection d'une tendance à la dérive et, d'autre part, les prédictions à long terme.

▷ En complément, nous avons proposé une métrique de "prédictabilité" permettant de corrélérer les descripteurs et outils de prédiction. Sur cette base, nous avons défini une méthode de sélection des descripteurs : il est inutile de préserver des indicateurs de santé (même porteurs d'information pertinente) ne pouvant être extrapolés dans le temps.

L'ensemble de ce volet de travail fait l'objet d'une revue internationale avec actes et comités de lecture, et de trois conférences internationales avec actes et comités de lecture (section 2.3 ; [R16], [C19, C21, C22, C26]).

Améliorer la généricité du pronostic orienté données

Lors du développement d'un outil de pronostic (orienté données), il apparaît qu'il est nécessaire d'imaginer des méthodes permettant de systématiser la génération du modèle initial afin de s'affranchir des écueils "classiques" freinant le déploiement des approches. Sur ce point, nous avons proposé des éléments de solution suivant trois axes.

▷ Nous avons proposé une procédure de sélection automatique des entrées du système de pronostic permettant de générer des modèles parcimonieux (équilibre complexité / performances). Cette approche a été appliquée à un système prédictif neuro-flou évolutif.

▷ Afin d'assurer l'apprentissage de signatures de dégradation inconnues, nous avons développé un algorithme prédictif dont la convergence d'apprentissage est telle, que la structure du système de pronostic peut être réapprise dans un temps raisonnable. Nous nous sommes pour cela basés sur une approche récente, le "Extreme Learning Machine".

▷ En complément, nous avons prospecté l'utilisation d'une nouvelle classe d'outils (les machines à états liquides), dont l'intérêt est de substituer la complexité structurelle à une complexité algorithmique afin de réduire le temps d'apprentissage. L'utilisation de ce type d'approche doit encore être renforcée mais les premiers résultats sont encourageants.

Ce pan des travaux fait l'objet de quatre revues internationales avec actes et comités de lecture, d'une contribution à ouvrage, et de huit conférences internationales avec actes et comités de lecture (section 2.3 ; [R5, R11, R15, R20], [O3], [C20, C25, C28-C29, C32, C34, C37, C39]).

Fiabiliser le pronostic orienté données

▷ *Développements orientés "prédiction"*. Un outil de pronostic doit être à même de projeter dans le temps une situation courante. Le cœur des travaux orientés "prédiction" découle du constat suivant.

1. Il est inutile de construire des outils de pronostic très fiables à court terme mais dont les performances se dégradent rapidement.
2. Un système dont l'erreur de prédiction est systématique, mais connue, est préférable à un système dont l'erreur est généralement faible mais parfois catastrophique.

Les recherches engagées pour pallier (partiellement) ces problèmes sont de différentes natures. Nous avons proposé l'utilisation d'approches neuro-floues pour prédire l'état de santé d'un équipement, et dont les structures ne sont pas figées *a priori* mais dépendent d'exigences de performance de prédiction. En complément, nous avons proposé une méthode d'estimation *a priori* de la distribution des erreurs de prédiction afin d'intégrer la confiance au processus de pronostic. Enfin, de manière prospective, nous avons tâché d'améliorer les performances de prédiction en combinant des systèmes neuronaux avec des techniques statistiques.

Ce pan des travaux fait l'objet de huit revues internationales, de douze conférences internationales avec comité de lecture et actes édités, et de quatre congrès francophones avec comité de lecture et actes édités (section 2.3 ; [R1-R4, R6, R13-R14, Rn1], [C2-C6, C8, C10, C13-C16, C18], [CF1-CF4]).

▷ *Développements orientés "classification"*. La classification permet de déterminer l'état de fonctionnement d'un équipement et par suite la durée de vie résiduelle (RUL). Dans un objectif de pronostic fiable, deux aspects au moins doivent être considérés.

1. Les données d'apprentissage ne sont que partiellement labellisées (même les états de panne ne sont pas toujours identifiables) ; les outils de classification doivent être adaptés à de telles situations et à même d'apprendre de nouveaux états.
2. Les prédictions étant incertaines, il est également nécessaire d'introduire la notion de gradation d'appartenance entre états de fonctionnement ; l'étape de classification peut conduire à des situations d'ambiguïté.

Trois familles de développements ont été menées. Nous avons d'abord proposé de combiner des approches neuro-floues "évolutives", à des algorithmes de classification basés sur les fonctions de croyance. L'ensemble permet d'apprendre de nouveaux états à mesure qu'ils sont observés. Nous avons également développé un algorithme flou de partitionnement ("clustering") permettant de représenter l'incertitude de données multidimensionnelles, et d'automatiquement définir les seuils de défaillance. Enfin, nous avons exploré l'utilisation des filtres particulières comme outils permettant d'approximer les états cachés d'un système tout en dimensionnant l'incertitude de pronostic.

Ce volet de travail fait l'objet de cinq revues internationales avec actes et comités de lecture et de sept conférences internationales avec comité de lecture et actes édités (section 2.3 ; [R9-R10, R12, R17-R18], [C11-C12, C27, C31, C33, C40, C42]).

2.3 Publications postdoctorales

Le tableau 1 synthétise mes publications postdoctorales. Le détail en est donné ci-après ¹.

TABLE 1 – Synthèse des publications postdoctorales

Nature	Nombre	Cible
Revues internationales à comité de lecture (RICL)	22	- Elsevier : <i>J. of Microelec. Reliab.</i> , <i>EAAI</i> , <i>Neurocomp.</i> , <i>Int. J. of Hydrogen Energy</i> <i>RESS</i> , <i>MATCOM</i> , <i>App. Soft Comp.</i> - IEEE Tr. on : <i>Cybernetics</i> , <i>Reliability</i> , <i>Industrial Electronics</i> - Wiley : <i>Fuel Cells</i> - Divers : <i>Chem. Eng. Trans</i> , <i>IJCCC</i> , <i>IJSAED</i> , <i>WSEAS Tr. on SC</i>
RICL non répertoriée	1	<i>Automatique Avancée et Inf. Appliquée</i>
Chapitres de livres	3	- DNV : <i>Maintenance Modelling and Appli.</i> - SPRINGER : <i>Re-eng. Manuf. for Sustain.</i>
Conférences Internationales à comité de lecture	42	- IEEE : <i>PHM</i> , <i>PSHM</i> , <i>IECON</i> , <i>ICARCV</i> , <i>ICIT</i> , <i>VPPC</i> , <i>ElectrIMACS</i> - IFAC : <i>SAFEPROCESS</i> , <i>INCOM</i> , <i>WC</i> , <i>MCPL</i> , <i>ECC A-MEST</i> , <i>LSS</i> - Divers : <i>Ann. PHM</i> , <i>ESREL</i> , <i>ESReDA...</i>
Congrès Francophones	4	<i>CIFA</i> , <i>LFA</i> , <i>MOSIM</i> , <i>PENTOM</i>
Vulgarisation	1	<i>Techniques de l'Ingénieur</i>

Revues internationales avec comité de lecture

- [R1] O. Dragomir, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Adaptative neuro-fuzzy inference system for mid term prognostic error stabilization, *International Journal of Computers Communications & Control*, Vol. 3-SI, pp. 271-276, 2008 ; ISSN 1841-9836.
- [R2] R. Zemouri, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Defining and applying prediction performance metrics on a recurrent NARX time series model, *Neurocomputing*, Vol. 73-13/15, pp. 2506-2521, 2010 ; DOI : 10.1016/j.neucom.2010.06.005.
- [R3] R. Zemouri, R. Gouriveau, P. Ciprian Patric, Improving the prediction accuracy of recurrent neural network by a PID controller, *International Journal of Systems Applications, Engineering & Development*, Vol. 4-2, pp. 19-34, 2010 ; ISSN 2074-1308.
- [R4] R. Zemouri, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Combining a recurrent neural network and a PID controller for prognostic purpose : a way to improve the accuracy of predictions, *WSEAS Transactions on Systems and Control*, Vol. 5-5, pp. 353-371, 2010 ; ISSN 1991-8763.
- [R5] M. El-Koujok, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Reducing arbitrary choices in model building for prognostics : an approach by applying parsimony on an evolving neuro-fuzzy system, *J. Microelec. Reliab.*, Vol. 51-2, pp. 310-320, 2011 ; DOI : 10.1016/j.microrel.2010.09.014.

1. Mise à jour : juin 2015

- [R6] R. Gouriveau, N. Zerhouni, Connexionist-Systems-Based Long Term Prediction Approaches for Prognostics, *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 61-4, pp. 909-920, 2012; DOI : 10.1109/TR.2012.2220700.
- [R7] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Prognostics and Health Management of PEMFC - State of the art and remaining challenges, *Int. J. of Hydrogen Energy*, Vol. 38-35, pp. 15307-15317, 2013; DOI : 10.1016/j.ijhydene.2013.09.051.
- [R8] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, PHM of Proton-Exchange Membrane Fuel Cells - A review, *Chemical Engineering Transactions*, Vol. 33, pp. 1008-1014, 2013; DOI : 10.3303/CET1333169.
- [R9] R. Gouriveau, E. Ramasso, N. Zerhouni, Strategies to face imbalanced and unlabelled data in PHM applications, *Chemical Engineering Transactions*, Vol. 33, pp. 115-120, 2013; DOI : 10.3303/CET1333020.
- [R10] E. Ramasso, R. Gouriveau, Remaining Useful Life Estimation by Classification of Predictions Based on a Neuro-Fuzzy System and Theory of Belief, *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 63-2, pp. 555-566, 2014; DOI : 10.1109/TR.2014.2315912.
- [R11] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, SW-ELM : A summation wavelet extreme learning machine algorithm with a priori initialization, *Neurocomputing*, Vol. 123, pp. 299-307, 2014; DOI : 10.1016/j.neucom.2013.07.021.
- [R12] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Prognostics of PEM fuel cell in a particle filtering framework, *International Journal of Hydrogen Energy*, Vol. 39-1, pp. 481-494, 2014; DOI : 10.1016/j.ijhydene.2013.10.054.
- [R13] R.-E. Silva, R. Gouriveau, S. Jemeï, D. Hissel, L. Boulon, K. Agbossou, N. Yousfi Steiner, PEMFC degradation prediction based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inf. Systems, *Int. J. Hydrogen Energy*, Vol. 39-21, pp. 11128-11144, 2014; DOI : 10.1016/j.ijhydene.2014.05.005.
- [R14] R.-E. Silva, F. Harel, S. Jemeï, R. Gouriveau, D. Hissel, L. Boulon, K. Agbossou, Proton Exchange Membrane Fuel Cell Operation and Degradation in Short-Circuit, *Fuel Cells*, Vol. 14-6, pp. 894-905, 2014; DOI : 10.1002/fuce.201300216.
- [R15] Y. Pan, M.-J. Er, X. Li, H. Yu, R. Gouriveau, Machine health condition prediction via online dynamic fuzzy neural networks, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 35, pp. 105-113, 2014; DOI : 10.1016/j.engappai.2014.05.015.
- [R16] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, P. Nectoux, Enabling health monitoring approach based on vibration data for accurate prognostics, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 62-1, pp. 647-656, 2015; DOI : 10.1109/TIE.2014.2327917.
- [R17] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, A New Multivariate Approach for Prognostics Based on Extreme Learning Machine and Fuzzy Clustering, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 45-12, pp. 2626-2639, 2015; DOI : 10.1109/TCYB.2014.2378056.
- [R18] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Joint particle filters prognostics for PEMFC power prediction at constant current solicitation, *IEEE Transactions on Reliability*, à paraître, 2015; DOI : 10.1109/TR.2015.2454499.
- [R19] E. Lechartier, E. Laffly, M.-C. Péra, R. Gouriveau, D. Hissel, N. Zerhouni, Proton Exchange Membrane Fuel Cell behavioral model suitable for prognostics, *International Journal of Hydrogen Energy*, Vol. 40-26, pp. 8384-8397, 2015; DOI : 10.1016/j.ijhydene.2015.04.099.
- [R20] S. Morando, S. Jemeï, D. Hissel, R. Gouriveau, N. Zerhouni, ANOVA method applied to PEMFC ageing forecasting using an Echo State Network, *Mathematics and Computers in Simulation*, à paraître, 2015; DOI : 10.1016/j.matcom.2015.06.009.

RICL en révision mineure

- [R21] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Degradations analysis and aging modeling for health assessment and prognostics of PEMFC, *Reliability Engineering and System Safety*, révision mineure.
- [R22] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, X. Li, Improving Robustness & Reliability of Tool Wear Monitoring : A Summation Wavelet-Extreme Learning Machine Approach, *Applied Soft Computing*, révision mineure.

Chapitres de livres

- [O1] R. Gouriveau, Chapter 2 : Prognostics - Introduction, dans *Maintenance Modelling and Applications*, sous la direction de J. Andrews, Ch. Bérenguer, L. Jackson, DNV éd., ISBN 978-82-515-0316-7, pp. 6-9, 2011.
- [O2] R. Gouriveau, K. Medjaher, Chapter 2 : Prognostics - Industrial Prognostic : An overview, dans *Maintenance Modelling and Applications*, sous la direction de J. Andrews, Ch. Bérenguer, L. Jackson, DNV éd., ISBN 978-82-515-0316-7, pp. 10-30, 2011.
- [O3] Y. Pan, X. Hu, M.-J. Er, X. Li, R. Gouriveau, Bearing condition prediction using enhanced online learning fuzzy neural networks, dans *Re-engineering Manufacturing for Sustainability*, Chap. 29, sous la direction de A.-Y.-C. Nee, B. Song, S.-K. Ong, SPRINGER Singapore éd., DOI : 10.1007/978-981-4451-48-2_29, pp. 175-182, 2013.

Revue internationale avec comité de lecture non répertoriée

- [Rn1] O. Dragomir, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Pronostic industriel : étude de l'erreur de prédiction du système ANFIS, *Auto. Avancée et Inf. Appliqu.*, Vol. 1-1, pp. 99-105, 2009.

Conférences Internationales avec comité de lecture et actes édités

- [C01] O. Dragomir, R. Gouriveau, N. Zerhouni, F. Dragomir, Framework for a distributed and hybrid prognostic system, *MCPL'07, 4th IFAC Conference on Management & Control of Production & Logistics*, Sibiu, Roumanie, 27-30 septembre 2007.
- [C02] R. Gouriveau, O. Dragomir, N. Zerhouni, A fuzzy approach of online reliability modeling and estimation, *34th ESReDA & 2nd Joint ESReDA/ESRA sem. Support. Tech. for Adv. Maint. Infor. Man.*, St. Sébastien, Espagne, 13-14 mai 2008.
- [C03] M. El-Koujok, R. Gouriveau, N. Zerhouni, From monitoring data to remaining useful life : an evolving approach including uncertainty, *34th ESReDA & 2nd Joint ESReDA/ESRA sem. Support. Tech. for Adv. Maint. Infor. Man.*, St. Sébastien, Espagne, 13-14 mai 2008.
- [C04] O. Dragomir, R. Gouriveau et N. Zerhouni, Adaptive Neuro-Fuzzy inference system for mid term prognostic error stabilization, *ICCCC'08, International Conference on Computers, Communication & Control*, Oradea, Roumanie, 15-17 mai 2008.
- [C05] M. El-Koujok, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Towards a Neuro-Fuzzy System for time series forecasting in Maintenance Applications, *IFAC'08, 17th Triennial IFAC World Congress*, Séoul, Corée, 06-11 juillet 2008.
- [C06] M. El-Koujok, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Development of a prognostic tool to perform reliability analysis, *ESREL'08, European Safety Reliability & Risk Analysis Conference*, Valence, Espagne, 22-25 septembre 2008.

- [C07] K. Medjaher, R. Gouriveau, N. Zerhouni, A procedure for failure prognostic in dynamic system, *INCOM'09, 13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing*, Moscou, Russie, 03-05 juin 2009.
- [C08] M. El-Koujok, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Error estimation of a neuro-fuzzy predictor for prognostic purpose, *SAFEPROCESS'09, 7th International Symp. on Fault Detection, Supervision & Safety of Technical Processes*, Barcelone, Espagne, 30 juin-03 juillet 2009.
- [C09] O. Dragomir, R. Gouriveau, F. Dragomir, E. Minca, N. Zerhouni, Review of prognostic problem in condition based maintenance, *ECC'09, European Control Conference*, Budapest, Hongrie, 23-26 août 2009.
- [C10] M. El-Koujok, R. Gouriveau, N. Zerhouni, A Neuro-Fuzzy Self Built System For Prognostics : a Way To Ensure Good Prediction Accuracy by Balancing Complexity and Generalization, *IEEE Prog. & Health Manag. Conf.*, Macau, Chine, 12-14 janvier 2010.
- [C11] E. Ramasso, R. Gouriveau, Prognostics in Switching Systems : Evidential Markovian Classification of Real-Time Neuro-Fuzzy Predictions, *IEEE Prognostics and Health Management Conference*, Macau, Chine, 12-14 janvier 2010.
- [C12] R. Gouriveau, E. Ramasso, From real data to remaining useful life estimation : an approach combining neuro-fuzzy predictions and evidential Markovian classifications, *38th ESReDA Seminar on Advanced Maintenance Modelling*, Pecs, Hongrie, 04-05 mai 2010.
- [C13] O. Dragomir, F. Dragomir, R. Gouriveau, E. Minca, Medium term load forecasting using ANFIS predictor, *MED'10, 18th IEEE Mediterranean Conference on Control & Automation*, Marrakech, Maroc, 23-25 juin 2010.
- [C14] R. Zemouri, R. Gouriveau, Towards accurate and reproducible predictions for prognostic : an approach combining a RRBF Network and an AutoRegressive Model, *A-MEST'10, 1st IFAC Work. Adv. Maint. Eng., Services & Techn.*, Lisbonne, Portugal, 01-02 juillet 2010.
- [C15] O. Dragomir, F. Dragomir, R. Gouriveau, E. Minca, Forecasting of renewable energy balance on Medium Term, *LSS'10, 12th Symposium on Large Scale Systems, Theory & Applications*, Villeneuve d'Ascq, France, 12-14 juillet 2010.
- [C16] O. Massol, X. Li, R. Gouriveau, J. Zhou, O. Peen Gan, An exTS based Neuro-Fuzzy algorithm for prognostics and tool condition monitoring, *ICARCV'10, 11th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, Singapour, 07-10 décembre 2010.
- [C17] M.-D. Gauvain, R. Gouriveau, N. Zerhouni, C. Varnier, N. Piat, M. Hessabi, Defining and implementing a distributed and reconfigurable information system for prognostics -A real world integrated predictive maintenance system, *IEEE Prognostics & System Health Management Conference*, Shenzhen, Chine, 23-25 mai 2011.
- [C18] M.-D. Gauvain, R. Gouriveau, N. Zerhouni, M. Hessabi, Long term prediction approaches based on connexionist systems - A study for prognostics application, *IEEE PHM 2011, IEEE Int. Conf. Prognostics & Health Management*, Denver, CO USA, 20-23 juin 2011.
- [C19] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, R. Zemouri, X. Li, Improving data-driven prognostics by assessing predictability of features, *PHM'11, Annual Conference of the Prognostics & Health Management Society*, Montréal, Canada, 25-29 septembre 2011.
- [C20] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, R. Zemouri, X. Li, Robust, reliable and applicable tool wear monitoring and prognostic : an approach based on a Semi Complex Extreme Learning Machine (SC-ELM), *IEEE PHM 2012, IEEE International Conference Prognostics & Health Management*, Denver, CO USA, 18-21 juin 2012.
- [C21] P. Nectoux, R. Gouriveau, K. Medjaher, E. Ramasso, B. Morello, N. Zerhouni, C. Varnier, PRONOSTIA : An Experimental Platform for Bearings Accelerated Life Test, *IEEE PHM 2012, IEEE Int. Conf. Progn. & Health Management*, Denver, CO USA, 18-21 juin 2012.

- [C22] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, R. Zemouri, Features Selection Procedure for Prognostics : An Approach Based on Predictability, *SAFEPROCESS'12, 8th Int. Symp. Fault Detect., Supervision & Safety of Tech. Processes*, Mexico, Mexique, 29-31 août 2012.
- [C23] E. Ramasso, V. Placet, R. Gouriveau, L. Boubakar, N. Zerhouni, Health Assessment of Composite Structures in Unconstrained Environments Using Partially Supervised Pattern Recognition Tools, *PHM'12, Annual Conference of the Prognostics & Health Management Society*, Minneapolis, USA, 23-27 septembre 2012.
- [C24] R.-E. Silva, F. Harel, S. Jemeï, R. Gouriveau, D. Hissel, L. Boulon, K. Agbossou, Proton exchange membrane fuel cell operation and degradation in short-circuit, *FDFC'13, 5th Int. Conf. Fundamentals & Devel. of Fuel Cells*, Karlsruhe, Allemagne, 16-18 avril 2013.
- [C25] Y. Pan, X. Hu, M.-J. Er, X. Li, R. Gouriveau, Bearing Condition Prediction Using Enhanced Online Learning Fuzzy Neural Networks, *LCE'13, 20th CIRP International Conference on Life Cycle Engineering*, Singapour, 17-19 avril 2013.
- [C26] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, P. Nectoux, A feature extraction procedure based on trigonometric functions and cumulative descriptors to enhance prognostics modeling, *IEEE PHM 2013, IEEE International Conference Prognostics & Health Management*, Gaithersburg, Maryland, USA, 24-27 juin 2013.
- [C27] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Novel failure prognostics approach with dynamic thresholds for machine degradation, *IEEE IECON'13, 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Vienne, Autriche, 10-13 novembre 2013.
- [C28] S. Morando, S. Jemeï, R. Gouriveau, N. Zerhouni, D. Hissel, Fuel Cells prognostics using Echo State Network, *IEEE IECON'13, 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Vienne, Autriche, 10-13 novembre 2013.
- [C29] S. Morando, S. Jemeï, D. Hissel, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Predicting the Remaining Useful Lifetime of a Proton Exchange Membrane Fuel Cell using an Echo State Network, *IDHEA 2014, Int. Disc. Hydrogen Energy & Applications*, Nantes, France, 12-14 mai 2014.
- [C30] E. Lechartier, R. Gouriveau, M.-C. Péra, D. Hissel, N. Zerhouni, Towards an ageing model of a PEMFC for prognostics purpose, *IDHEA 2014, International Discussion on Hydrogen Energy and Applications*, Nantes, France, 12-14 mai 2014.
- [C31] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Remaining useful life estimates of a PEM fuel cell stack by including characterization-induced disturbances in a particle filter model, *IDHEA 2014, International Discussion on Hydrogen Energy and Applications*, Nantes, France, 12-14 mai 2014.
- [C32] S. Morando, S. Jemeï, R. Gouriveau, N. Zerhouni, D. Hissel, ANOVA Method Applied to PEMFC Ageing Forecasting Using an Echo State Network, *ElectrIMACS'14, 11th Int. Conf. Mod. & Sim. of Elec. Mach., Converters & Syst.*, Valence, Espagne, 19-22 mai 2014.
- [C33] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Prognostics of proton exchange membrane fuel cell stack in a particle filtering framework including characterization disturbances and voltage recovery, *IEEE PHM 2014, IEEE International Conference Prognostics & Health Management*, Spokane, WA, USA, 22-25 juin 2014.
- [C34] S. Morando, S. Jemeï, R. Gouriveau, N. Zerhouni, D. Hissel, Fuel Cells Remaining Useful Lifetime forecasting using Echo State Network, *VPPC 2014, Vehicule Power and Propulsion Conference*, Coimbra, Portugal, 27-30 octobre 2014.
- [C35] E. Lechartier, R. Gouriveau, M.-C. Péra, D. Hissel, N. Zerhouni, Static and dynamic modeling of a PEMFC for prognostics purpose, *VPPC 2014, Vehicule Power and Propulsion Conference*, Coimbra, Portugal, 27-30 octobre 2014.

- [C36] N. Herr, J.-M. Nicod, C. Varnier, L. Jardin, A. Sorrentino, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, Decision process to manage useful life of multi-stacks fuel cell systems under service constraint, *FDFC'15, 6th International Conference on Fundamentals & Development of Fuel Cells*, Toulouse, France, 03-05 février 2015.
- [C37] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, D. Hissel, Data-driven Prognostics of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Stack with constraint based Summation-Wavelet Extreme Learning Machine, *FDFC'15, 6th International Conference on Fundamentals & Development of Fuel Cells*, Toulouse, France, 03-05 février 2015.
- [C38] N. Adiutantov, E. Denisov, Y. Evdokimov, R. Gouriveau, D. Hissel, S. Martemianov, E. Pahon, A. Thomas, Electrochemical noise as diagnostic tool for Proton Exchange Membrane (PEMFC), *FDFC'15, 6th International Conference on Fundamentals & Development of Fuel Cells*, Toulouse, France, 03-05 février 2015.
- [C39] K. Javed, R. Gouriveau, N. Zerhouni, D. Hissel, Improving Accuracy of Long-term Prognostics of PEMFC stack to Estimate Remaining Useful Life, *IEEE ICIT'15, IEEE International Conference on Industrial Technology*, Séville, Espagne, 17-19 mars 2015.
- [C40] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, Prognostics of PEM fuel cells under a combined heat and power profile, *INCOM'15, 15th IFAC Symposium on Information Control in Manufacturing*, Ottawa, Canada, 11-13 mai 2015.
- [C41] E. Lechartier, R. Gouriveau, M.-C. Péra, D. Hissel, N. Zerhouni, Parametric sensitivity analysis of a PEMFC physics-based model developed for prognostics, *IEEE PHM 2015, IEEE Int. Conf. Prognostics & Health Management*, Austin, TX, USA, 22-25 juin 2015.
- [C42] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, N. Zerhouni, PEMFC aging modeling for prognostics and health assessment, *SAFEPROCESS'15, 9th Int. Symp. on Fault Detection, Supervision & Safety of Technical Processes*, Paris, France, 02-04 septembre 2015.

Congrès Francophones avec comité de lecture et actes édités

- [CF1] R. Gouriveau, M. El-Koujok, N. Zerhouni, Spécification d'un système neuro-flou de prédiction de défaillances à moyen terme, *LFA'07, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications*, Nîmes, France, 22-23 novembre 2007.
- [CF2] R. Adeline, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Pronostic de défaillances : Maîtrise de l'erreur de prédiction, *MOSIM'08, 7^{ème} Conférence Internationale de MODélisation et SIMulation*, Nîmes, France, 22-23 novembre 2007.
- [CF3] O. Dragomir, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Pronostic industriel : étude de l'erreur de prédiction du système ANFIS, *CIFA'08, Conférence Internationale Francophone d'Automatique*, Bucarest, Roumanie, 03-05 septembre 2008.
- [CF4] R. Zemouri, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Combining a recurrent neural network and a PID controller for prognostic purpose, *PENTOM'09, PErformances et Nouvelles TechnolOgies en Maintenance*, Autrans, France, 07-09 décembre 2009.

Vulgarisation scientifique

- [V1] R. Gouriveau, K. Medjaher, E. Ramasso, N. Zerhouni, PHM - Prognostics and health management - De la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes, *Techniques de l'Ingénieur*, MT 9570, avril 2013.

3 Animation scientifique et encadrement

3.1 Animation scientifique

Le tableau 2 synthétise mes principales responsabilités scientifiques (hors encadrement). Le détail en est donné ci-après.

TABLE 2 – Synthèse des principales responsabilités scientifiques

Nature	Cadre	Dates
Responsable équipe	Equipe PHM (Institut FEMTO-ST)	Oct. 2011 → Avr. 2014
Pilote d'axe	Axe scientifique PHM (FR FCLAB - CNRS 3539)	Depuis Fév. 2012
Animateur GT	GT H2M (GDR MACS)	Depuis Jan. 2013
Porteur ANR	ANR PROPICE (ANR Progelec 2012)	Jan. 2013 → Sept. 2016
Leader partenaire	Projet SAPPHIRE (EU - FCH JU 2012)	Mai 2013 → Avr. 2016
Leader partenaire	Projet PRODIG (ADEME / TITEC 2014)	Oct. 2014 → Sept. 2016
Principal organis.	PHM Challenge (IEEE PHM'12 - '14)	2012 et 2014
Co-chair	Ecole d'été (Internationale)	Juillet 2014

Animation

- *Octobre 2011 → Avril 2014*
Responsable équipe "PHM - Prognostics and Health Management"
 Département AS2M, Institut FEMTO-ST (UMR 6174)
- *Depuis Février 2012 (création FCLAB)*
Pilote scientifique de l'axe "PHM of Fuel Cell Systems"
 Fédération de Recherche FCLAB (FR CNRS 3539)
- *Depuis Janvier 2013*
Co-animateur du GT H2M / GDR MACS
 GT - Health Management et Maintenance (évolution du GT MACOD)
- *Depuis Janvier 2012*
Responsable du WP5.4 du Labex ACTION (Integrated Smart Systems)
 WP5.4 : Structures Health Monitoring, Prognostics & Health Management

Membre de conseils

- Octobre 2008 → Avril 2014
Conseil d'Orientation Scientifique (COS) du département AS2M / FEMTO-ST
- Octobre 2011 → Avril 2014
Conseil De Direction (CDD) du département AS2M / FEMTO-ST
- Depuis Février 2012
Conseil De Pilotage (COPIL) de la Fédération de Recherche FCLAB

Diffusion scientifique

- **Coordination du chapitre** "Prognostics" de l'ouvrage
→ Ouvrage collectif "Maintenance Modelling and Applications" (p. 14, [O1-O2])
- **Membre des comités d'organisation de compétitions internationales**
→ Compétitions de pronostic organisées dans le cadre de la *IEEE Int. Conf. PHM*
 - PHM'14 Data Challenge (<http://eng.fclab.fr/ieee-phm-2014-data-challenge/>)
 - PHM'12 Prognostics Challenge (<http://www.femto-st.fr/ieee-PHM2012-data-challenge/>)
- **Co-chair et principal organisateur d'une école d'été**
→ "Diagnostics & Prognostics of Fuel Cell Systems", Belfort, 01-04 juillet 2014
- 58 participants de 9 pays (<https://propice.ens2m.fr/ecole-diag-pron-PAC.html>)
- **Coordination de l'ouvrage** "Prognostics and Health Management of PEMFC"
→ Ouvrage collectif encore non édité, rédigé dans le cadre du projet PROPICE
 - Coordination : en collaboration avec le Prof. Belkacem Ould-Bouamama
 - Une quinzaine de contributeurs (*CEA, EIFER, FCLAB, KNRTU, LAGIS, Pprime*)

3.2 Contrats et responsabilités

Projet **ANR PROPICE** ; janvier 2013 à septembre 2016 (45 mois)

- *PROPICE : PHM de systèmes Piles à Combustible de type PEMFC*
- Type de projet : programme ANR PROGELEC 2012
- **Porteur du projet**
- **Responsable** des tâches T1 (Management) et T4 (PHM)

Projet **SAPPHIRE** ; mai 2013 à avril 2016 (3 ans)

- *SAPPHIRE : Syst. Automation of PEMFCs with PHM for Impr. Reliab. & Eco.*
- Type de projet : projet Européen FCH JU 2012 - porteur : SINTEF (Norvège)
- **Leader FCLAB/ENSMM, responsable WP6** : Prognostics of PEMFCs

Projet **PRODIG** ; octobre 2014 à septembre 2016 (2 ans)

- *PRODIG : PROnostic de Durée de vIe et Garantie de service de systèmes PàC*
- Type de projet : projet ADEME / TITEC 2014, partenariat Pragma Industries
- **Responsable scientifique du projet**

Projet **PHM - PAC** ; octobre 2012 à septembre 2014 (2 ans)

- *PHM - PAC : Prognostics and Health Management de Piles A Combustible*
- Type de projet : projet Région Franche Comté - porteur : Daniel Hissel
- **Responsable scientifique du projet**

Projet **ALTIDE** ; septembre 2011 à septembre 2014 (3 ans)

- *ALTIDE : Aide à La Traçabilité Intelligente des Equipements*
- Type de projet : projet FUI
- **Implication** dans le SP6 : Modèle de données et plateforme de e-maintenance

Projet **SMAC** ; septembre 2008 à septembre 2011 (3 ans)

- *SMAC : S-maintenance et cycle de vie*
- Type de projet : projet Interreg IV Franco-Suisse - porteur : Brigitte Morello
- **Implication** dans le SP4 : Réseau de capteurs, supervision, surveillance

Projet **IM@PRO** ; janvier 2009 à décembre 2010 (2 ans)

- *IM@PRO : Intelligent Maintenance And PROgnostics*
- Type de projet : PHC Merlion, Institut Simtech Singapour
- **Co-animateur du projet** avec K. Medjaher

Convention partenariale **FEMTO-ST / société e-m@syspec** ; 2009 à 2011 (2 ans)

- *Transfert d'un module de pronostic par réseau neuro-flou*
- Type de projet : contrat industriel
- **Responsable du transfert** du module de pronostic vers la société

3.3 Encadrement et co-encadrement

Le tableau 3 synthétise mes activités d'encadrement. Le détail en est donné ci-après.

TABLE 3 – Synthèse des activités d'encadrement

Nature	Quantité	Encadrement
Postdoctorat	2	25% ; 70%
Thèses soutenues	3	50% ; 70% ; 70%
Thèses en cours	3	30% ; 30% ; 30%
Masters M2	4	100% ; 100% ; 50% ; 25%
Master M1	1	100%
Projet Fin Etudes	4	50% ; 50% ; 100% ; 25%

Postdoctorat

- ▷ [PostDoc1] : **Janvier 2014 → Décembre 2014 : Raffaele Petrone**
 - *Vieillissement accéléré des piles à combustible de type PEMFC*
 - Co-encadrement : D. Chamagne 25%, R.G. 25%, D. Hissel 25%, M.-C. Péra 25%
- ▷ [PostDoc2] : **Mai 2014 → Décembre 2015 : Kamran Javed**
 - *Monitoring et pronostic de piles à combustible - approches orientées données*
 - Co-encadrement : R. Gouriveau 70%, N. Zerhouni 30%

Thèses soutenues

- ▷ [Doc1] : **24/10/2008 : Otilia-Elena Vasile Dragomir** ; cotut. U. Poly. Bucarest
 - *Contribution au pronostic de défaillances par réseau neuro-flou : maîtrise de l'erreur de prédiction*
 - Co-encadrement : N. Zerhouni 30%, R. Gouriveau 50%, S. Iliescu 20%
 - Devenir du doctorant : Professeur Assistant, Université de Targoviste, Roumanie
- ▷ [Doc2] : **17/09/2010 : Mohamed El-Koujok**
 - *Contribution au pronostic industriel : intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou*
 - Co-encadrement : N. Zerhouni 30%, R. Gouriveau 70%
 - Devenir du doctorant : PostDoc, U. Qatar (2 ans), CanmetENERGY Can. (actuel)
- ▷ [Doc3] : **09/04/2014 : Kamran Javed**
 - *Robust & reliable data-driven prognostics approach based on extreme learning machine and fuzzy clustering*
 - Co-encadrement : N. Zerhouni 30%, R. Gouriveau 70%
 - Devenir du doctorant : PostDoc, Fédération de Recherche FCLAB (CNRS 3539)

Thèses en cours

- ▷ [Doc4] : **Octobre 2012 → Octobre 2015 : Simon Morando**
 - *Pronostic et Gestion de l'Etat de Santé d'une Pile à Combustible de type PEMFC*
 - Co-encadrement : D. Hissel 30%, R. Gour. 30%, S. Jemeï 30%, N. Zerhouni 10%
- ▷ [Doc5] : **Octobre 2013 → Octobre 2016 : Marine Jouin**
 - *Pronostic robuste d'une pile à combustible du type PEMFC - approche par filtre particulière*
 - Co-encadrement : N. Zerhouni 30%, D. Hissel 30%, R. Gour. 30%, M.-C. Péra 10%
- ▷ [Doc6] : **Mars 2014 → Mars 2017 : Elodie Lechartier**
 - *Pronostic d'une pile à combustible PEMFC - approche basée modèle*
 - Co-encadrement : M.-C. Péra 30%, D. Hissel 10%, R. Gour. 30%, N. Zerhouni 30%

Projets de Master M2

- ▷ [Ma1] : **Saïd El-Hayani** (M2 UFC/ENSMM, Besançon, Février → Juin 2007)
 - *Pronostic de défaillances par réseaux de neurones - concepts et méthodologie*
 - Encadrement : R. Gouriveau 100%
- ▷ [Ma2] : **Romain Adeline** (M2 UFC/ENSMM, Besançon, Juin → Nov. 2007)
 - *Vers un système de pronostic fiable à moyen terme - Maîtrise de l'erreur de prédiction*
 - Encadrement : R. Gouriveau 100%
- ▷ [Ma3] : **Olivier Massol** (M2 UFC/ENSMM, Besançon, Nov. 2009 → Mai 2010)
 - *Prédiction de l'usure d'outils de coupe par surveillance de données in-situ*
 - Co-encadrement : R. Gouriveau 50%, X. Li 50% (Institut Simtech Singapour)
- ▷ [Ma4] : **Elodie Lechartier** (M2 UFC/ENSMM, Besançon, Sept. 2013 → Fév. 2014)
 - *Vers un modèle de comportement d'une pile à combustible PEMFC incluant la dégradation*
 - Co-encadrement : R. Gour. 25%, D. Hissel 25%, M.-C. Péra 25%, N. Zerhouni 25%

Projets de Master M1

- ▷ [Ma5] : **Haïtem Chehoud** (M1 Mathématiques UFC, Besançon, Mai → Juil. 2009)
 - *Modèles neuro-flous et séries temporelles pour la prédiction*
 - Encadrement : R. Gouriveau 100%

Projets de Fin d'Etudes (PFE)

- ▷ [PFE1] : **Francisco Saez Gutierrez** (U. P. Cart., Murcie, Oct. 2009 → Mars 2010)
 - *Contribution au développement d'un démonstrateur de pronostic de défaillances de roulements*
 - Co-encadrement : R. Gouriveau 50%, K. Medjaher 30%, E. Ramasso 20%
- ▷ [PFE2] : **Andrès Alacid Cano** (U. P. Cartag., Murcie, Sept. 2010 → Fév. 2011)
 - *Développement d'une toolbox sous Matlab pour la détection et le diagnostic de défaillances de roulements*
 - Co-encadrement : R. Gouriveau 50%, K. Medjaher 20%, E. Ramasso 30%
- ▷ [PFE3] : **Adrià Ferret Granes** (U. P. Catal., Barcelone, Sept. 2011 → Fév. 2012)
 - *PHM de batteries - état de l'art, health assessment du SOH et estimation du RUL*
 - Encadrement : R. Gouriveau 100%
- ▷ [PFE4] : **Marine Jouin** (ENSMM, Besançon, Février → Juillet 2013)
 - *Prognostics and Health Management des Piles à Combustibles*
 - Co-encadrement : R. Gour. 25%, D. Hissel 25%, M.-C. Péra 25%, N. Zerhouni 25%

4 Rayonnement et activités scientifiques complémentaires

Le tableau 4 synthétise quelques marqueurs de rayonnement de mon activité. Le détail en est donné ci-après.

TABLE 4 – Synthèse des principaux marqueurs de rayonnement

Nature	Nombre	Précisions
Jurys de thèse	3	- UTT, Troyes - LAAS, Toulouse - Ecole des Mines, Douai
Comités de sélection	3	- Univ. Nancy / ESIAL / CRAN - UTT / ICD LM2S - UPS / LAAS
Expertises de dossiers	2	- FRQNT (Canada) - SNSF (Suisse)
International Program Committee	6	- ESREL'11, PSHM'13 - IEEE PHM'12-'13-'14 - SAFEPROCESS'15
Scientific Committee	5	- Surveillance 7 & 8 (2013-2015) - PENTOM'09-'10 ESReDA'10
Invited sessions	4	- FDFC2013, PSHM'13 - SAFEPROCESS'12
Tutoriaux et séminaires invités	3 11	<i>IEEE PHM, IEEE IECON</i> <i>NASA, Simtech, CUHK, LETI, UQTR...</i>

4.1 Jurys et expertises

Evaluateur de jurys de Thèses

- ▷ M. Khanh LE SON, 13 décembre 2012, UTT, Troyes
 - *Modélisation probabiliste du pronostic. Application à un cas d'étude et à la prise de décision en maintenance*
 - A. Barros, V. Cocquempot, M. Fouladirad, R.G., A. Grall, M. Rausand, E. Rémy
- ▷ Thèse de Mlle. Garance Vinson, 21 février 2014, LAAS, Toulouse
 - *Développements d'une méthode de diag. et pron. basée sur un cadre formel de modélisation générique. Appli. à un module électro-hydrostatique aéronautique*
 - V. Cocquempot, M. Combacau, G. Gogu, R. Gouriveau, J.-C. Mare, P. Ribot
- ▷ Thèse de M. Antoine CHAMMAS, 18 avril 2014, Ecole des Mines, Douai
 - *Drift Detection and Characterization for Supervision, Diagnosis and Prognosis of Dynamical Systems*
 - E. Duviella, R. Gouriveau, D. Hamad, S. Lecœuche, N. M'Sirdi, V. Puig

Membre extérieur de comités de sélection

- ▷ Avril-Mai 2011 : Maître de Conférences 61^{ème} section
 - Poste 1323, Université de Nancy / ESIAL / CRAN
- ▷ Juin 2011 : Enseignant-Chercheur Contractuel permanent
 - Poste ECC 17441, UTT / ICD LM2S
- ▷ Avril-Mai 2013 : Maître de Conférences 61^{ème} section
 - Poste 0443, Université Paul Sabatier de Toulouse / LAAS

Expertises de dossiers

- ▷ Mai 2012 : **Swiss National Science Foundation** (SNSF)
 - Programme : Division II - mathématiques, sciences naturelles et de l'ingénieur
- ▷ Déc. 2013 : **Fonds de recherche du Québec** - Nature et Technologies (FRQNT)
 - Programme : Etablissement de nouveaux chercheurs universitaires

4.2 Contribution à l'activité de diffusion scientifique*Membre de comités*

- ▷ "International Program Committee"
 - 2015 : 9th IFAC Sym. Fault Det. Super. & Saf. Tech. Proces. (SAFEPROCESS'15)
 - 2014, 2013, 2012 : IEEE Int. Conf. on Prognostics & Health Manag. (IEEE PHM)
 - 2013 : 4th Int. Conf. on Prognostics and System Health Management
 - 2011 : European Safety & Reliability & Risk Analysis Conference (ESREL'11)
- ▷ "Scientific Committee"
 - 2015, 2013 : International Conference Surveillance 7 & 8
 - 2010, 2009 : PErformances et Nouvelles Technologies en Maintenance (PENTOM)
 - 2010 : 38th ESReDA & 3rd joint ESReDA/ESRA seminars on Adv. Maint. Model.

Organisation de "Invited sessions" lors de conférences

- ▷ From diagnostics to prognostics of PEM Fuel Cell Systems
 - Cadre : 5th International Conference FDFC2013, Karlsruhe, Allemagne
- ▷ PHM approaches - availability and representativeness of learning data
 - Cadre : 2013 PSHM 2013 Conference, Milan, Italie (Co-org. : E. Ramasso)
- ▷ PHM of Fuel Cell Systems
 - Cadre : 2013 PSHM 2013 Conference, Milan, Italie (Co-org. : D. Hissel)
- ▷ Intelligent approaches for PHM
 - Cadre : 8th IFAC SAFEPROCESS'12, Mexico (Co-org. : P. Sandborn, CALCE)

Président de sessions lors de conférences

- PSHM 2013, FDFC 2013 : sessions invitées ci-avant
- IECON 2013 : session "TT02-12 Fuel Cells & Batteries"
- IEEE PHM 2012 : session "PHM Challenge"
- ESReDA'2010 : session "Maintenance Modelling Methods II"
- MOSIM'08 : session 5 "Maintenance 1"

Reviews d'articles

- ▷ Revues Internationales
 - RESS : Reliability Engineering and System Safety - 2010, 2012, 2013
 - IEEE TREL : IEEE Transactions on Reliability - 2011, 2012, 2013, 2014, 2015
 - IEEE TCPMT : IEEE Tr. on Components, Packaging & Manufact. Tech. - 2012
 - JRR : Journal of Risk and Reliability - 2012
 - Fuel Cells - 2013, 2014
 - European Physical Journal ; Applied Physics - 2014
 - Mathematical Problems in Engineering - 2014
- ▷ Conférences Internationales
 - IEEE PHM 2012, 2013, 2014
 - PSHM-2013, E'PHM 2012
 - IFAC SAFEPROCESS (2009-2012-2015)
 - IFAC INCOM (2009-2012-2015)
 - IEEE MSC'09, IEEE CDC'08
 - Surveillance 7 & 8 (2013-2015), ESREL'11
 - FDFC 2013, PENTOM'09, MOSIM'08, MOSIM'06

4.3 Rayonnement et collaborations internationales (hors projets)***Tutoriaux de conférence***

- [Tu1] R. Gouriveau, From risk management to PHM - underlying principles and challenges, **Tutoriel** donné lors de la *IEEE PHM 2012, IEEE International Conference Prognostics & Health Management*, Denver, CO USA, 18 juin 2012.
- [Tu2] R. Gouriveau, PHM of fuel cell systems - state of the art and discussion, **Tutoriel** donné lors de la *IEEE PHM 2012, IEEE International Conference Prognostics & Health Management*, Denver, CO USA, 18 juin 2012.
- [Tu3] R. Gouriveau, D. Hissel, PHM of fuel cell systems - a state of the art, **Tutoriel** donné lors de la *IEEE IECON'13, 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Vienne, Autriche, 10 novembre 2013.

Séminaires invités

- [Si1] R. Gouriveau, K. Medjaher, Prognostics in Intelligent Maintenance : Fault Diagnostics and Prognostics Using Artificial Intelligence Tools, **Séminaire invité**, Institut Simtech de Singapour, 17 février 2009.
- [Si2] R. Gouriveau, Prognostics and Health Management using computational intelligence and industrial networked systems and processes, **Séminaire invité**, Institut Simtech de Singapour, 18 janvier 2010.
- [Si3] R. Gouriveau, Pronostic des défaillances : élément clé de la maintenance prévisionnelle, **Intervention** dans le cadre du séminaire "Vers la e-Maintenance Intelligente", Cap'Tronic - em@systec, Besançon, 18 novembre 2010.
- [Si4] K. Medjaher, R. Gouriveau, N. Zerhouni, Condition-Based Maintenance and Predictive Maintenance, **Séminaire invité**, City University of Hong Kong, 25 mai 2011.
- [Si5] R. Gouriveau, Long Term Prediction Approaches based on Connexionist Systems for Prognostics, **Séminaire invité**, Institut Simtech de Singapour, 11 octobre 2011.
- [Si6] R. Gouriveau, Intelligent Approaches for Prognostic Health Management : Overview and New Trends, **Séminaire invité**, Workshop on Advanced Techniques for Handling Imbalanced and Unlabelled Data for PHM, Institut Simtech Singapour, 13 octobre 2011.
- [Si7] R. Gouriveau, N. Zerhouni, Les Systèmes Intelligents - Applications à la caractérisation de l'état de santé de composants critiques, **Séminaire invité**, LETI, Ecole Hassania Travaux Publics, Casablanca, 15 mars 2012.
- [Si8] R. Gouriveau, An introduction to prognostics, **Séminaire invité**, Joined D-CODE & GENUS Annual Workshop, organisé durant les journées Plénières du GDR PACS, Belfort, 11-14 juin 2012.
- [Si9] R. Gouriveau, E. Ramasso, Data-driven PHM approaches : how to cope with imbalanced and/or unlabeled data ?, **Séminaire invité**, PHM Research Panel, IEEE PHM 2013, Denver, CO, 20 Juin 2012.
- [Si10] R. Gouriveau, D. Hissel, N. Zerhouni, PHM of Fuel Cell Systems, **Séminaire invité**, NASA Ames Research Center, Prognostics Center of Excellence, PCoE, 22 Juin 2012.
- [Si11] R. Gouriveau, Prognostics and Health Management - Motivations, scientific issues, pieces of solutions and open challenges, **Séminaire invité**, Université de Québec Trois Rivières, section IEEE St-Maurice, 23 janvier 2014.

Collaborations internationales

- **Dr. Li Xiang** - Institut SIMTech de Singapour
 - *Techniques adaptatives de pronostic de l'usure des outils de coupe par surveillance de données in-situ*
 - ⇒ cf. publications en section [I.2.3](#) : [R15, R22], [O3], [C16, C20, C25]
- **Dr. Otilia Dragomir** - Université de Targoviste Roumanie
 - *Approches connexionistes de prédiction*
 - ⇒ cf. publications en section [I.2.3](#) : [R1,Rn1], [C1-C2, C4, C9, C13, C15, CF3]

5 Synthèse de l'activité d'enseignement

Le tableau 5 synthétise l'essentiel de mon investissement en enseignement. Le détail en est donné ci-après.

TABLE 5 – Synthèse de l'activité d'enseignement

Nature	Précisions
Cadre	<ul style="list-style-type: none"> - Formation initiale de l'ENSMM - Formation par alternance ITII*
Enseignement	<ul style="list-style-type: none"> - Gestion de production - Evaluation de performances - Ingénierie de maintenance - Sûreté de fonctionnement - Informatique
Marqueurs d'investissement	<ul style="list-style-type: none"> - Création de 6 modules, responsable de 4 - Introduction de jeux pédagogiques - Introduction du logiciel Witness - Introduction de l'ERP SAP
Ratio $\frac{charge(h)}{obligation(h)}$	L'évolution de ce ratio est illustré en Fig. 2 - min=1.008 ; max=1.96 ; moy=1.35
Autres formes d'enseignement	<ul style="list-style-type: none"> - 2 cours sur invitation (JDJN MACS, Univ. Targoviste) - Ecole d'été (co-chair + 2 sessions plénières)

* La formation ITII - Institut des Techniques d'Ingénieurs de l'Industrie - est une formation par alternance sous tutelle de l'ENSMM et du CFAI de Franche Comté.

5.1 Enseignements en qualité de Maître de Conférences à l'ENSMM

Nature des enseignements et public

Les enseignements dispensés en qualité de Maître de Conférences sont réalisés dans le cadre de la formation initiale de l'ENSMM (1^{ère} et 3^{ème} années), de la formation par alternance ITII (1^{ère}, 2^{ème} et 3^{ème} années) et du Master Recherche de l'Université de Franche Comté. Les enseignements que j'assure portent globalement sur :

- la gestion de production et l'évaluation de performances,
- l'ingénierie de maintenance et la sûreté de fonctionnement,
- l'informatique.

En marge des cours dispensés, j'assure bien entendu le suivi des élèves durant leurs stages et mini-projets.

Investissement et responsabilités

Lors de mon recrutement, les besoins en enseignement étaient tels que j'ai consacré une grande part de mon énergie au montage de nouveaux enseignements et à la création d'une nouvelle option (conjointement avec les collègues) au sein de l'ENSMM. Le bilan est le suivant.

- **Création de 6** nouveaux modules d'enseignement.
- **Responsable de 4** modules d'enseignement.
- **Introduction** au sein de l'ENSMM de **jeux pédagogiques** (Réaktik, Kanban).
- **Introduction** au sein de l'ENSMM du **logiciel Witness** (collab. : K. Medjaher).
- **Formateur** ENSMM et **correspondant SAP** (University Alliance program - SAP ACC Valais).

Modules enseignés

- ▷ **Gestion de Production** (depuis 2005)
 - Généralités, organisation et maîtrise des flux (gestion des stocks, implantation, MRP, ordonnancement)
 - Heures étudiants : 12h cours, 18h TD
 - Responsable du module pour la formation ENSMM
- ▷ **Organisation des systèmes de production** (depuis 2008)
 - Flux poussé / tiré, Juste à Temps et Lean Manufacturing, SII et ERP
 - Heures étudiants : 12h cours, 8h TD, 20h TP
 - Responsable du module pour les formations ENSMM et ITII
- ▷ **Evaluation de performances : simulation** (depuis 2005)
 - Besoins et objectifs, méthodologie, interprétations des résultats, mise en œuvre
 - Heures étudiants : 2h cours, 12h TP
- ▷ **Maîtrise des risques et sûreté de fonctionnement** (depuis 2005)
 - Management des risques, données, mesures et outils de sûreté de fonctionnement, concepts avancés (modèles d'états et approches Markoviennes)
 - Heures étudiants : 6h cours, 4h TD
 - Responsable du module pour les formations ENSMM et ITII
- ▷ **Ingénierie de maintenance** (depuis 2008)
 - Enjeux, missions, processus métiers, indicateurs, tableaux de bord, GMAO
 - Heures étudiants : 6h cours, 4h TD, 4h TP
 - Responsable du module pour la formation ITII
- ▷ **Informatique** (2005-2007)
 - Algorithmique, langage C
 - Heures étudiants : 28 hTD, 56 hTP

Mes ambitions en recherche ne sont viables qu'à partir du moment où je dispose de suffisamment de disponibilité. Il est cependant difficile de refuser des enseignements sans desservir l'ensemble des services pédagogiques. Cela a été un point critique durant

quelques années (Fig. 2). Les choses se stabilisent et je souhaite désormais préserver cet équilibre afin de dynamiser ma recherche (disponibilité croissante).

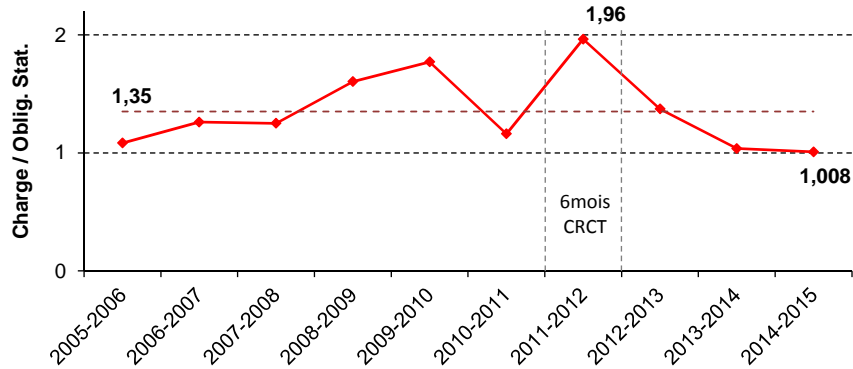


FIGURE 2 – Evolution du ratio "charge d'enseignement / obligation statutaire"

5.2 Autres formes d'enseignement

Cours sur invitation

- [CI1] R. Gouriveau, Pronostic et incertitude, une vision..., Cours dans le cadre des journées de l'Ecole Doctorale JDJN MACS - Session - La maintenance prévisionnelle : méthodes et outils, Angers, 17-21 mars 2009.
- [CI2] R. Gouriveau, Maintenance et sûreté de fonctionnement, Cours sur invitation, Université Valahia de Targoviste, Faculté de Génie Electrique, Targoviste, Roumanie, avril 2009.

Ecole d'été "Diagnostics & Prognostics of Fuel Cell Systems"

- Belfort, France, 01-04 juillet 2014 (<https://propice.ens2m.fr/ecole-diag-pron-PAC.html>)
- 58 participants, 9 pays
- Engagement personnel
 - Co-chair de l'école d'été (et principal organisateur)
 - 2 sessions plénières assurées

Deuxième partie

SYNTHÈSE DES ACTIVITÉS DE
RECHERCHE

Chapitre 1

Positionnement et axes de développements suivis



1	Motivations : vers l'anticipation des défaillances	34
1.1	Du renforcement d'enjeux technico-socio-économiques	34
1.2	A l'émergence d'une problématique de recherche : le PHM . . .	34
2	Pronostic et estimation de la durée de vie résiduelle (RUL) . . .	35
2.1	Quoi ? Le pronostic - définition, mesures	35
2.2	Comment ? Les approches de pronostic	37
3	Des données aux décisions : le processus PHM	39
3.1	Détection, diagnostic et pronostic	39
3.2	Architecture CBM et processus PHM	39
4	Positionnement : approche "locale" orientée "données" . . .	41
4.1	Du choix d'une application cible - pronostic local	41
4.2	Du choix d'une approche de PHM - pronostic orienté données .	42
4.3	Hypothèses de travail	43
5	Objectifs, problématiques et verrous	44
5.1	Enjeux scientifiques - éléments de discussion et objectifs	44
5.2	Problématiques et verrous	48
6	Axes de travail et contributions	49
6.1	Développements scientifiques	49
6.2	Ventilation des travaux	52

1 Motivations : vers l'anticipation des défaillances

1.1 Du renforcement d'enjeux technico-socio-économiques

Les services "FMDS" (Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité, Sécurité) sont aujourd'hui largement sollicités pour réaliser des études ponctuelles ou des analyses de fond. De fait, la maintenance industrielle s'avère être source et cible de développements industriels et scientifiques, ce qui se traduit par des actions ponctuelles de partenariat "industrie-recherche", ou encore par des projets de plus grande envergure tel que celui de l'IMS center¹... De manière plus ciblée, au niveau des entreprises, les concepts traditionnels de maintenance préventive et corrective sont peu à peu complétés par une prise en compte plus proactive des phénomènes de défaillances [81, 142] ; les industriels tendent à renforcer leur capacité à anticiper les défaillances, afin de recourir à des actions préventives le plus justes possible dans un objectif de réduction des coûts et des risques. Aussi, la mise en œuvre de solutions de "Prognostics and Health Management" (PHM) prend une part grandissante, et le processus de pronostic est aujourd'hui considéré comme un des principaux leviers d'action dans la recherche d'une performance globale.

- D'abord, l'anticipation des défaillances d'éléments critiques permet de prévenir les risques industriels et d'assurer la sécurité des personnes et des biens.
- Ensuite, le pronostic permet d'assurer une continuité des services et, par là-même, d'augmenter la qualité de ceux-ci.
- Sur le plan environnemental, le pronostic industriel s'inscrit en outre dans une logique de développement durable : il permet d'augmenter la disponibilité et d'allonger le cycle de vie des systèmes industriels.
- Enfin, la mise en œuvre de la maintenance prévisionnelle (basée sur le pronostic) nécessite une qualification et participe à la valorisation du personnel technique de maintenance.

1.2 A l'émergence d'une problématique de recherche : le PHM

Au-delà de l'écho qu'elle peut rencontrer auprès du monde industriel, cette thématique de pronostic / PHM devient naturellement un cadre de travaux de recherche à part entière et tend à être de plus en plus visible au sein de la communauté scientifique. De nombreux laboratoires s'y intéressent aujourd'hui (NASA PCoE, Univ. d'Atlanta, IMS Center et Army Research Lab. aux USA, Univ. de Toronto au Canada, CityU-PHM Center Univ. Hong-Kong, etc.), et trois conférences consacrées à la thématique du PHM sont programmées cette année², deux desquelles bénéficient du soutien de la "IEEE Reliabi-

-
1. IMS : Industry-University Cooperative Research Center for Intelligence Maintenance System
"The vision [...] is to enable [...] to achieve and sustain near-zero breakdown performance".
(<http://www.imscenter.net/>)
 2. 2015 IEEE Int. Conf. on Prognostics and Health Management, 22-25 juin 2015, Austin, USA
2015 Prognostics and System Health Management Conf., 21-23 oct. 2015, Beijing, Chine (IEEE)
Ann. Conf. of the Prognostics and Health Manag. Society 2015, 18-24 oct. 2015, Coronado, USA

lity Society". Ceci est un signe de l'essor de cette thématique et les travaux de recherche dans le domaine sont d'ailleurs en forte croissance (Fig. 3). Au niveau national, les thématiques des groupes (H2M - ex. MACOD) et S3 du GDR MACS relèvent également (en partie) de la recherche de solutions de PHM innovantes.

Ceci étant et en marge de l'essor apparent de la thématique, les solutions de PHM n'en restent pas moins le fruit de l'évolution des techniques et technologies de sûreté de fonctionnement, de surveillance et d'ingénierie de maintenance. C'est dans ce cadre que s'inscrivent les travaux de recherche rapportés dans ce mémoire.

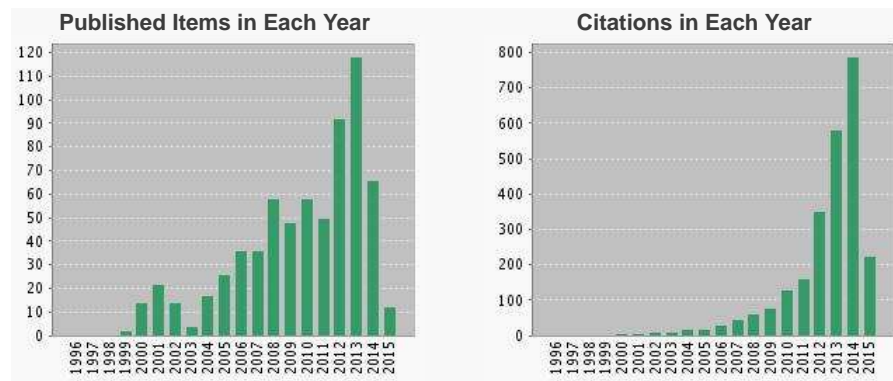


FIGURE 3 – Publications ayant pour thème le PHM [*Web of Sciences, mars 2015*]

2 Pronostic et estimation de la durée de vie résiduelle (RUL)

2.1 Quoi ? Le pronostic - définition, mesures

Beaucoup de définitions du terme pronostic ont été proposées dans la littérature [60, 78, 80, 98, 121, 132, 178, 189, 199, 211]. Aussi, même s'il n'existe pas de consensus total, le pronostic peut être défini comme proposé par le comité ISO :

Norme ISO 13381 (2004). *Le pronostic vise à "estimer la durée de fonctionnement avant défaillance d'un système et le risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou de plusieurs modes de défaillance" [95].*

Un trait marquant peut être souligné. Le concept même de défaillance³ implique que le pronostic doit être associé à un degré d'acceptabilité (un système doit exécuter une fonction exigée). Le pronostic devrait donc être basé sur les critères d'évaluation, dont les limites dépendent du système surveillé et d'objectifs de performance. Formulé autrement,

3. EN 13306. *Défaillance : cessation de l'aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise* [59].

le pronostic implique, non seulement, d'être à même de projeter dans le temps le comportement d'un système, mais également, de savoir en identifier l'état à tout instant compte tenu des critères de mission choisis. Par suite, il n'existe pas un ensemble de métriques d'évaluation appropriées à toutes applications de pronostic [150, 170, 171, 172, 173, 189]. Deux classes de mesures peuvent cependant être distinguées.

▷ **Les mesures de pronostic.** L'objectif principal du pronostic est de fournir l'information permettant de prendre de bonnes décisions. Ainsi, un premier ensemble de métriques est celui qui permet de quantifier les risques encourus par le système surveillé. Ce type de métriques correspond aux mesures de pronostic dont la principale est le temps résiduel avant défaillance (Time To Failure - TTF ou **Remaining Useful Life - RUL**). Une mesure de **confiance** doit également être construite afin d'indiquer le degré de certitude du RUL. A titre illustratif, considérons la partie gauche de la Fig. 4 sur laquelle, par souci de simplicité, la dégradation est considérée comme une grandeur à une dimension. Le RUL peut être défini comme le temps entre l'instant courant t_c (après détection de la dégradation ; tD), et l'instant où la dégradation atteindra le seuil de défaillance (t_f) :

$$RUL = t_f - t_c \quad (1)$$

▷ **Les mesures de performance du système de pronostic.** Il est également nécessaire de pouvoir juger de la qualité du pronostic afin de décider d'actions adéquates. Dans ce sens, plusieurs indicateurs peuvent être construits : les mesures de performance du système de pronostic. Les principales mesures mises en avant dans la littérature sont "Timeliness", "Precision" et "Accuracy". Ces métriques ne peuvent être détaillées ici mais une explication claire pourra être trouvée dans [70, 189]. Dans tous les cas, il s'agit de mesures de distance entre un ensemble d'estimations du RUL et de valeurs exactes du RUL (cf. partie droite de la Fig. 4).

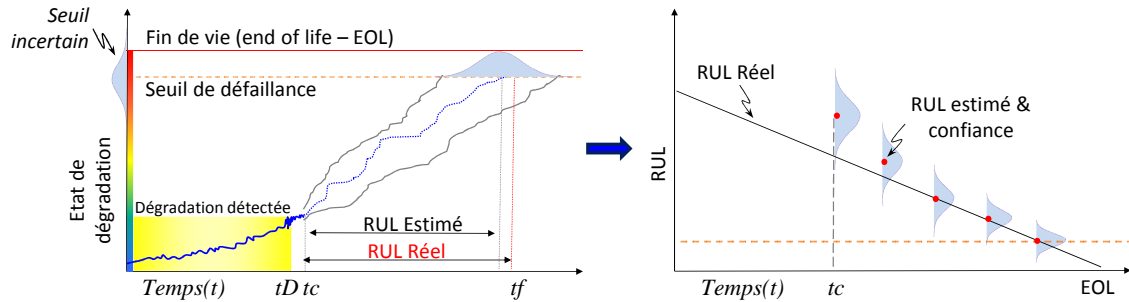


FIGURE 4 – Illustration du processus de pronostic

Retenons à ce stade que le processus de pronostic est certes globalement stabilisé mais par essence incertain. Il pose en outre des problèmes d'évaluation (comment le qualifier / quantifier ?).

2.2 Comment ? Les approches de pronostic

2.2.1 Une taxonomie des approches de pronostic

De nombreux outils et méthodes de pronostic de défaillance ont été proposés durant la dernière décennie, et la littérature est riche de papiers dont le propos est (en partie) de dresser une classification des approches de pronostic [54, 71, 79, 98, 116, 121, 122, 153, 156, 177, 178, 186, 189, 190, 209, 211]. Il apparaît que les méthodes de pronostic diffèrent généralement par le type d'application considérée, alors que les outils mis en œuvre dépendent principalement de la nature des données et connaissances disponibles. Aussi, ces méthodes et outils peuvent être regroupés dans un nombre limité d'approches. La classification suivante tend à faire consensus au sein de la communauté PHM :

- pronostic basé sur un modèle physique,
- pronostic guidé par les données,
- pronostic hybride.

▷ **Pronostic basé sur un modèle physique.** Les méthodes basées sur un modèle physique requièrent la construction d'un modèle dynamique représentant le comportement du système, et intégrant le phénomène de dégradation (principalement des modèles de fatigue, d'usure ou de corrosion) dont l'évolution est modélisée par une loi déterministe ou un processus stochastique [41, 62, 75, 83, 110, 123, 132, 154, 155, 157, 161, 188, 192]. Ces méthodes offrent généralement des résultats plus précis que ceux des deux approches restantes. Cependant, leur inconvénient majeur réside dans le fait que, pour des systèmes réels, il est difficile, voire impossible, d'obtenir le modèle dynamique sous forme analytique intégrant le phénomène de dégradation. Par ailleurs, un modèle construit pour une application donnée est très difficilement transposable à un autre système physique, même de même nature. Leur cadre applicatif en est ainsi restreint.

▷ **Pronostic guidé par les données.** Ces approches reposent sur l'exploitation de données de surveillance, lesquelles sont traitées afin d'extraire des caractéristiques reflétant le comportement du système et sa dégradation. Ces grandeurs sont ensuite utilisées pour apprendre des modèles de prédiction des états actuel et futur du système, et ainsi donner une estimation du RUL. C'est très certainement la catégorie d'approches la plus développée, avec notamment des travaux basés sur l'exploitation des réseaux de neurones, neuro-flous et variantes [39, 53, 58, 74, 90, 133, 166, 191, 196], des méthodes probabilistes (réseaux Bayésiens, modèles de Markov et leurs dérivées) [21, 32, 51, 137, 141, 176, 185, 186], des modèles stochastiques [20, 119, 120, 131], des modèles d'états et de filtrage (Kalman, filtre particulaires) [9, 19, 174, 178], des outils de régression [26, 113, 146, 210], ou encore des combinaisons de méthodes [16, 17, 19, 84, 99, 165].

Ces approches ne nécessitent pas de modèle analytique du comportement du système et de la dégradation, et sont donc relativement simples à mettre en œuvre. En revanche, elles perdent en précision à mesure que les modèles appris dévient du comportement réel du système. Elles constituent ainsi un compromis entre applicabilité et précision.

▷ **Pronostic hybride.** Une méthode de pronostic hybride est l'intégration d'un modèle physique de comportement et d'une approche orientée données. Deux classes de pronostic hybride sont généralement distinguées (Fig 5). Lorsque qu'un modèle physique (même empirique) peut être établi, une approche orientée données est utilisée afin d'estimer et de prédire les paramètres non observables du modèle. On parle alors de "series approaches" [15, 18, 45, 50, 63, 85, 107, 149, 150, 155, 157, 212]. Une approche dite "parallèle" (ou "fusion") consiste à combiner la sortie d'un modèle physique à celle d'un outil orienté données pour reconstruire la sortie d'ensemble. Dans de tels cas, l'outil orienté données est généralement utilisé pour estimer et prédire les phénomènes non expliqués et donc non modélisés [38, 77, 118, 135, 155, 183].

Les approches hybrides présentent de bonnes performances d'estimation et de prédiction. Elles permettent en outre une bonne modélisation des incertitudes. En revanche, elles peuvent être très coûteuses en ressources de calcul, et se voient limitées par la nécessité d'une modélisation physique des phénomènes de dégradation.

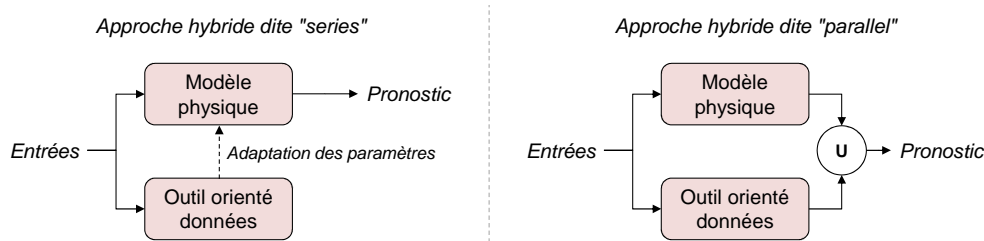


FIGURE 5 – Approches de pronostic hybride

2.2.2 Synthèse et remarques

La classification des approches de pronostic n'est pas une fin en soi, et les frontières entre classes d'outils ne sont bien évidemment pas hermétiques. A titre d'exemple, un réseau Bayésien peut être utilisé pour générer un modèle dynamique d'un système (approche basée sur un modèle). Pour cela, il est possible d'utiliser un ensemble d'algorithmes permettant d'apprendre la structure et les paramètres du réseau (approche guidée par les données). Encore, les filtres à particules reposent sur l'expression d'un modèle d'états cachés mis à jour grâce aux observations issues de capteurs ; il est ainsi parfois qualifié d'outil orienté données, ou d'outil à base de modèle...

Le message n'est bien entendu pas ici de dire que la classification des approches de pronostic est fausse, mais davantage qu'elle doit être considérée avec précaution. Il apparaît qu'aucune approche de pronostic n'est universelle et que le choix d'une technique adéquate dépend de contraintes classiques limitant l'applicabilité des outils :

- possibilités de mesures et disponibilité de données historiques,
- disponibilité de modèles d'ingénierie ou de connaissance physique des phénomènes,
- dynamique et complexité des systèmes réels,
- variabilité des conditions de fonctionnement et/ou des sollicitations du système,
- contraintes d'implémentation (précision, temps de calcul, etc.), etc.

3 Des données aux décisions : le processus PHM

3.1 Détection, diagnostic et pronostic

La surveillance et la maintenance industrielle font appel à différents processus métiers dont la finalité est de maintenir le système en condition opérationnelle à moindre coût. Ainsi parle-t-on couramment de la détection de défauts, du diagnostic de défaillances, du choix d'actions de maîtrise (préventives ou correctives), de la planification de ces actions dans le temps. De manière imagée, ces étapes correspondent à la nécessité, d'abord, de "percevoir" certains phénomènes, ensuite, de les "comprendre" et, enfin, "d'agir" en conséquence. Ceci étant, tel que nous l'avons déjà mentionné, une autre approche (complémentaire et non exclusive) consiste, non pas à comprendre *a posteriori* un phénomène qui vient de se manifester (défaillance) mais, plutôt, à tâcher d'en anticiper l'apparition afin de recourir à des actions protectrices en conséquence. C'est l'objectif du "pronostic de défaillances". Le positionnement relatif des processus de "détection", "diagnostic" et "pronostic" est schématisé sur la Fig. 6a. D'un point de vue phénoménologie, leur complémentarité peut être expliquée comme suit [72] (Fig. 6b) :

- la détection vise à identifier le mode de fonctionnement du système, son état,
- lorsqu'une défaillance est apparue, le diagnostic permet d'isoler et d'identifier le composant qui a cessé de fonctionner (des effets vers les causes),
- le pronostic vise la prédiction des états futurs du système (des causes vers les effets).

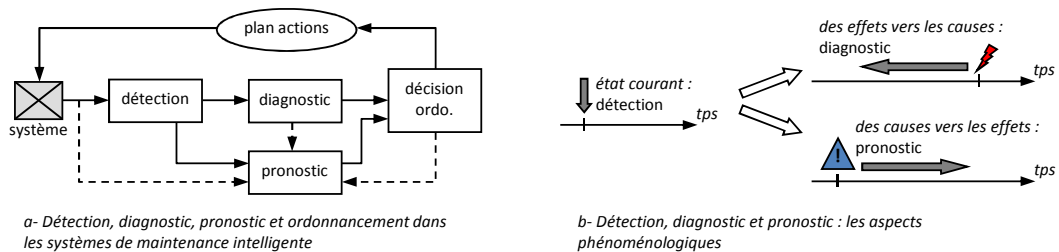


FIGURE 6 – Complémentarité des activités de détection, diagnostic et pronostic [72]

3.2 Architecture CBM et processus PHM

▷ **Architecture CBM** - Les processus métiers en lien avec la maîtrise des défaillances énumérés ci-avant se complètent parfaitement. Aussi, il apparaît que le pronostic ne doit pas être considéré de manière isolée.

- En amont : l'anticipation des défaillances ne peut se faire que si les phénomènes de dégradation sont correctement appréhendés (acquisition de données, extraction de descripteurs, détection, diagnostic).
- En aval : dans la pratique, le RUL n'est pas une fin en soi. Son estimation doit en revanche conduire à des politiques de réaction adéquates (aide à la décision).

Ainsi le déploiement du pronostic requiert un ensemble de tâches (modules) qu'il est commun de regrouper sous le terme "système CBM" (Condition Based Maintenance). Quantité de travaux sont apparus pour structurer cela [31, 66, 121, 160]. Les différences portent essentiellement sur la forme des architectures logicielles à mettre en œuvre (locale, distribuée, par modules, etc), et le standard diffusé par le groupe MIMOSA s'avère fédérateur [139] : la OSA/CBM (Open System Architecture for Condition Based Maintenance - notons que ce standard a fait l'objet d'une normalisation [94]). Cette architecture est constituée de 7 couches fonctionnelles pouvant être considérées comme séquentielles ou distribuées (Fig. 7).

1. *Acquisition de données.* Ce module fournit au système des données numériques issues de capteurs ou de transducteurs (acquisition, sauvegarde et sécurisation).
2. *Traitement de données.* Les signaux issus des capteurs sont traités afin d'extraire des descripteurs représentant l'évolution de l'état du système au cours du temps.
3. *Détection d'état.* Le module de détection compare les données en ligne (descripteurs extraits) avec certaines valeurs attendues ou connues ; il doit également être capable de générer des alertes en fonction de seuils préalablement fixés.
4. *Diagnostic.* Sur la base de l'état détecté, ce module détermine si le système ou composant surveillé est dégradé ou non, et suggère les causes probables de défaillance.
5. *Pronostic.* Ce module s'appuie sur les données issues des modules précédents afin de prédire l'état futur du système ou du composant surveillé, et de donner une estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance (RUL).
6. *Aide à la décision.* Sa fonction principale est de recommander des actions de commande / maintenance pour faire fonctionner le système jusqu'à l'accomplissement de sa mission. Cette phase est notamment basée sur les estimations de RUL.
7. *Présentation.* Ce module reçoit les informations de tous les modules précédents. Il peut être construit sous forme d'une IHM (Interface Homme-Machine).

▷ **Et le PHM ?** - Si la structure OSA/CBM a été définie dans une optique d'implémentation informatique d'un système de maintenance intelligente, elle n'en reste pas moins révélatrice de l'ensemble des processus élémentaires nécessaires pour bien appréhender et gérer les phénomènes de défaillances. Aussi, cette même décomposition est aujourd'hui indifféremment retenue pour décrire les processus du Prognostics and Health Management (PHM). Le PHM est d'ailleurs un terme pour lequel aucune définition consensuelle n'a été proposée. Selon le CALCE Center, l'un des groupes de recherche les plus actifs dans le domaine, le PHM est "*the means to predict and protect the integrity of equipment and complex systems, and avoid unanticipated operational problems leading to mission performance deficiencies, degradation, and adverse effects to mission safety*". Autrement dit, le cadre applicatif du PHM ne se limite pas à la maintenance industrielle, mais les processus élémentaires auxquels il fait appel sont les mêmes que ceux de la décomposition OSA/CBM. La principale différence réside dans la nature des décisions à prendre : le PHM se veut plus général et pouvant être appliqué à tout type d'activité.

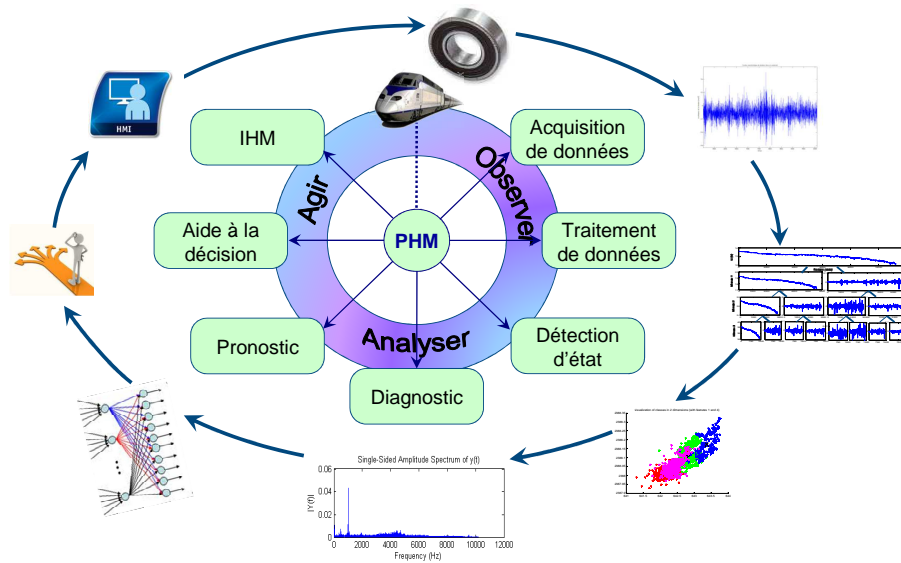


FIGURE 7 – Le cycle PHM comme une adaptation de l'architecture OSA-CBM

4 Positionnement : approche "locale" orientée "données"

4.1 Du choix d'une application cible - pronostic local

Généralement, une analyse de système est réalisée en exploitant différents modèles : un modèle fonctionnel pour décrire les fonctions à fournir par le système, un modèle structural pour décrire l'architecture permettant la réalisation de ces fonctions, et un modèle événementiel pour décrire le comportement. Ceci étant, du point de vue de la sûreté de fonctionnement, il peut être difficile d'identifier les rapports existant entre fonctions, structures et comportements (complexité du processus, manque de connaissances, relations causales compliquées, etc.). Ces considérations rendent l'étape de modélisation difficile, voire impossible, ce qui est valable dans la perspective de bâtir des systèmes de pronostic de défaillance. Aussi, dans les faits, les systèmes de PHM fonctionnels s'avèrent être dédiés à des composants cibles, et il est donc nécessaire de définir une stratégie d'identification des composants sur lesquels réaliser un pronostic de défaillance. Il est par exemple possible de suivre un synoptique tel que celui proposé en Fig. 8.

▷ **Point 1 : définition d'un équipement / composant critique.** Le déploiement de solutions de PHM se justifie principalement pour les équipements jugés critiques, c'est-à-dire ceux pour lesquels les stratégies traditionnelles de maintenance peuvent se montrer limitées en terme de gains attendus. L'identification de composants critiques est généralement réalisée par un groupe d'experts. Cette tâche nécessite une compréhension approfondie du système et l'utilisation de méthodes et d'outils adéquats (AMDEC, décomposition fonctionnelle, etc.).

▷ **Point 2 : identification de la nature des dégradations.** Le pronostic prend toute sa dimension lorsque les défaillances à prédire sont de nature progressive (par dégradation). En effet, ce type de défaillance est généralement précédé de symptômes avant-coureurs permettant d'envisager une stratégie de maintenance plus "dynamique" qu'une maintenance préventive systématique.

▷ **Point 3 : choix de grandeurs à mesurer et instrumentation.** Déployer le pronostic suppose que des indicateurs de dégradation peuvent être construits à partir de grandeurs physiques mesurées sur le composant analysé (température, courant électrique, tension, vibration, émission acoustique, etc.). Par suite, il est nécessaire de s'assurer, d'une part, que le composant peut être instrumenté de capteurs et, d'autre part, que des processus de traitement des données brutes existent (nettoyage de signal, extraction et sélection de caractéristiques). Ces deux prérequis correspondent aux couches 1 et 2 de l'architecture CBM / PHM présentée en section 3.2 (Fig. 7).

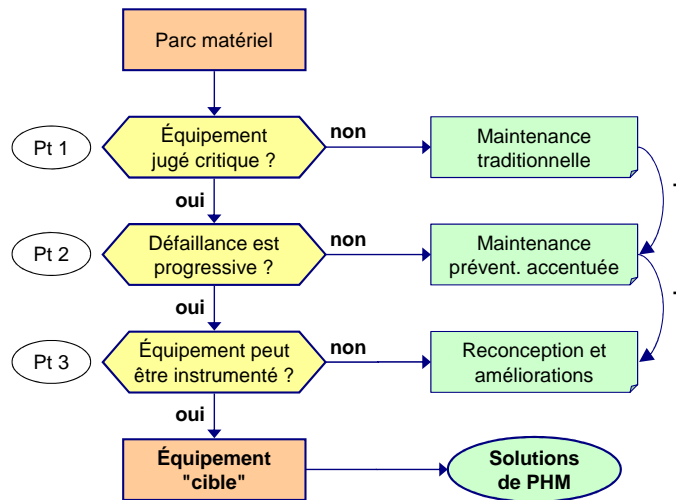


FIGURE 8 – Pronostic de composants - stratégie de choix de l'application cible [56]

Les systèmes réels étant complexes et de dynamique non linéaire, l'anticipation de leur comportement à l'échelle "système" peut être difficile voire impossible. Les travaux ont été concentrés sur le pronostic d'une partie d'un système industriel et non du système complexe dans son ensemble (**pronostic local**).

4.2 Du choix d'une approche de PHM - pronostic orienté données

▷ **Approche orientée données.** L'analyse de la littérature permet de constater que beaucoup d'alternatives existent *a priori* pour supporter l'activité de pronostic : approches basées sur un modèle, approches guidées par les données, approches hybrides. Nous ne souhaitons pas dépendre d'un modèle de pronostic dont la couverture sera néces-

sairement limitée par sa capacité à prendre en compte la variabilité des conditions d'utilisation des systèmes industriels. Par ailleurs, nous faisons l'hypothèse qu'il est difficile de disposer de connaissance sur les phénomènes de dégradation complexes. A l'opposé, acquérir des données sur un équipement n'est plus un verrou technologique fort. Tout ceci nous conduit à privilégier une approche de pronostic guidée par les données. Outre le bon compromis "précision - facilité de mise en œuvre - généricité" que présente le pronostic orienté données, il nous faut reconnaître que ce choix était initialement dicté, d'une part, par le fait que nous n'étions pas familier avec la thématique du PHM, d'autre part, par le fait que nous ne souhaitions pas (nous ne pouvions pas) nous restreindre à un type de système particulier. Il était donc pragmatique de s'écarter (au moins un temps) des approches basées sur des modèles physiques de comportement.

▷ **Outils connexionistes et systèmes flous.** Le pronostic guidé par les données s'appuie sur l'hypothèse suivante : les mesures (entrées/sorties) constituent généralement la plus forte et la plus sûre source d'information pour comprendre les phénomènes de dégradation [90]. Aussi, les approches dites de "machine learning" bénéficient d'un intérêt particulier : leur force réside dans leur aptitude à apprendre (par les exemples) et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficile à décrire. Dans cet ensemble, les systèmes adaptatifs tels que les réseaux de neurones et les structures neuro-flous présentent de bonnes performances dans des applications de pronostic [7, 17, 39, 47, 57, 74, 90, 133, 136, 165, 169, 191, 194, 196, 200, 205]. Nous avons principalement mené nos recherches en exploitant ce type d'outils.

Aucune connaissance quant au comportement de l'équipement, autre que celle pouvant être extraite des données, n'est nécessaire *a priori* (**approche de pronostic orientée données**). Dans cette classe d'approches de pronostic, nous avons principalement exploité les **réseaux de neurones** et les **systèmes flous**.

4.3 Hypothèses de travail

Bien que le cadre de travail soit restreint par le système cible et par le type d'approches de pronostic, nous ne prétendons pas avoir considéré l'ensemble des problématiques scientifiques potentielles. Ainsi, les travaux sont marqués par les hypothèses suivantes.

- ▷ / **Composant cible et surveillance**
- Les développements ne portent que sur le pronostic de composants critiques.
 - L'influence d'autres composants du système est jugée négligeable, ou à défaut, les données recueillies en portent l'information.
 - Le composant critique peut être instrumenté de capteurs.
 - La chaîne d'acquisition de données est supposée fiable.
 - Les observations portent sur l'ensemble de la "vie" du composant : de l'état de bon fonctionnement à la défaillance (run-to-failure data).
 - Les conditions opérationnelles (température ambiante, etc.) sont maîtrisées.

▷ / Pronostic

- La défaillance est supposée progressive, consécutive d'une dégradation.
- Il existe au moins une manière de construire des descripteurs représentatifs de l'état du système.
- L'utilisateur n'est pas en mesure de formuler "une mathématique du comportement" du système.
- Le pronostic n'est déclenché que lorsqu'une dérive a été détectée (tD sur la Fig. 4, page 36).
- La dégradation est suffisamment lente pour avoir le temps de faire un pronostic, de décider en conséquence, de préparer les actions de maîtrise (Fig. 9).

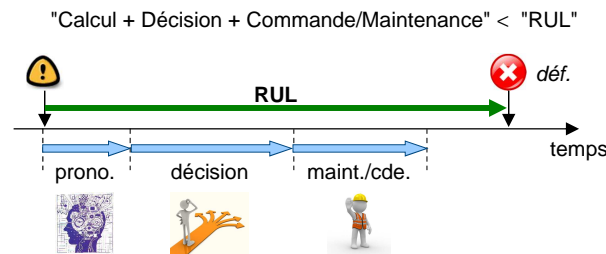


FIGURE 9 – Hypothèse de constantes de temps / pronostic (adapté de [74])

5 Objectifs, problématiques et verrous

5.1 Enjeux scientifiques - éléments de discussion et objectifs

5.1.1 De l'identification d'un outil de pronostic

Même si ce n'est pas systématiquement explicité dans la littérature, le pronostic peut être assimilé à l'association de deux processus clefs : un processus de prédiction et un processus de classification (Fig. 10). En quelques mots, les approches de pronostic guidé par les données visent :

- soit à prédire l'évolution des descripteurs d'une situation puis à identifier par classification l'état du système,
- soit à identifier l'état courant (par classification) puis à en prédire l'évolution (prédiction d'états ou de durées).

Pour l'un comme pour l'autre de ces processus de prédiction et de classification, les outils envisageables visent à approximer une fonction permettant d'explicitier un vecteur de sortie, sur la base d'un vecteur d'entrée. Dans le cas du pronostic orienté données, cette fonction est inconnue et doit être identifiée.

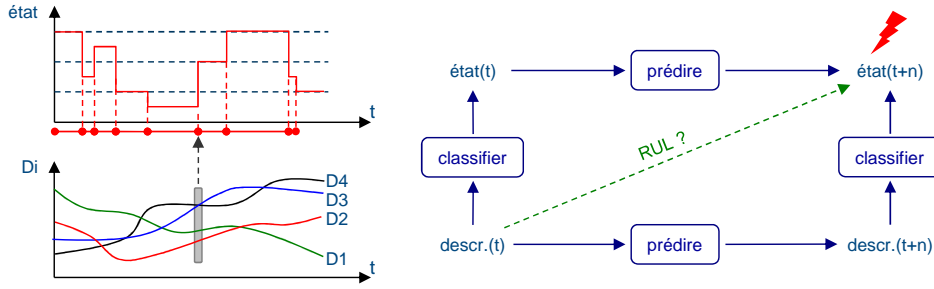


FIGURE 10 – Des données au RUL - prédire et classifier

Prenons le cas de la prédiction pour étayer la discussion (une formulation similaire pourrait cependant être donnée pour le processus de classification).

Considérons que nous disposons d'un ensemble de données d'apprentissage (couples entrées-sorties) récoltées au cours du temps :

$$\mathbf{B}_S = [\mathbf{U}, \mathbf{y}] = [U(1), \dots, U(s), y(1), \dots, y(s)] \quad (2)$$

avec, $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^n$ les grandeurs explicatives (n désigne leur nombre), $\mathbf{y} \in \mathbb{R}$ la grandeur d'intérêt (la sortie), et s le nombre d'échantillons récoltés.

Le système prédictif vise, à chaque instant t , à approximer la fonction permettant de corréler une sortie future $y(t+h)$ (où h est l'horizon de prédiction) avec les observations disponibles. Ce problème dépend des paramètres du système :

$$\hat{y}(t+h) = f(\mathbf{B}_t, \Theta_t) \quad (3)$$

avec, $f(\cdot)$ la fonction d'approximation inconnue, $\hat{y}(t+h)$ la prédiction de la sortie pour l'instant $t+h$, et Θ_t le vecteur des paramètres du système prédictif.

Compte tenu que \mathbf{B}_t grandit à mesure que de nouvelles données sont disponibles, le problème peut être reformulé avec un ensemble composé de quelques données passées :

$$\hat{y}(t+h) = f(\mathbf{E}_t, \Theta_t) \quad (4)$$

où \mathbf{E}_t est connu comme l'ensemble des régresseurs de dimension fixe.

Sur cette base, l'identification d'un modèle prédictif (ou de classification) suppose plusieurs écueils en regard de la mise en œuvre.

1. *Extraction de descripteurs.* Cette phase consiste à trouver les variables explicatives permettant d'approximer la sortie, et à choisir celles utilisées dans l'apprentissage : nature de \mathbf{U} .
2. *Choix des entrées.* Cette phase vise à définir l'ensemble des entrées potentiellement nécessaires à la prédiction/classification, c'est à dire un sous-ensemble de \mathbf{B}_t : \mathbf{E}_t .

3. *Choix du modèle.* Cette étape consiste à définir la fonction mathématique sous-jacente du système d'approximation : $f(\cdot)$. L'utilisateur peut grandement influencer à ce niveau.
4. *Estimation des paramètres.* Cette étape consiste à définir les paramètres Θ_t de la fonction afin de satisfaire un critère de performance donné. Cette étape est généralement réalisée par apprentissage.
5. *Validation du modèle.* La validation du modèle vise à tester les performances du système construit en utilisant des données autres que celles utilisées lors de l'apprentissage : $\epsilon = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$

Il apparaît que l'identification d'un système prédictif et/ou de classification est une procédure flexible. Pourtant, les choix faits à chacune des étapes ont une influence directe sur les performances du système construit...

5.1.2 Des performances d'un outil de pronostic

Les performances d'un outil de pronostic sont difficilement perceptibles *a priori* puisque dépendantes des quatre premières phases décrites ci-avant. Ceci pose le problème de la représentativité des données disponibles, de l'influence de l'utilisateur, et de la généralité de l'approche développée.

/ *Robustesse d'un outil de pronostic*

La démarche d'identification d'un système de pronostic est telle qu'il n'est pas simple de bâtir un système de pronostic qui soit insensible aux incertitudes. Dans ce sens, la robustesse du pronostic apparaît comme un élément majeur en termes de performances [128], et est aujourd'hui encore un point critique [32]. Nous la définissons comme suit.

Robustesse. "*Pour un même contexte, aptitude d'une approche de pronostic à être insensible à la variation des données d'entrée*".

Formulé autrement, quel que soit l'ensemble d'apprentissage retenu, les performances de l'outil de pronostic doivent être stables. En revanche, cela suppose bien entendu que les données d'apprentissage sont comparables en terme de conditions d'obtention (contexte). Une illustration est proposée en Fig. 11a.

/ *Fiabilité d'un outil de pronostic*

Dans l'idéal, il faudrait qu'un système de pronostic puisse être utilisé dans un contexte légèrement différent de celui qui a été observé et appris (points de fonctionnement autres, caractéristiques physiques de composants variables) [126, 136]. Une autre métrique de précision du pronostic peut être introduite : la fiabilité⁴, difficilement dissociable de celle

4. Par mimétisme avec des publications anglophones, le terme "fiabilité" n'est pas employé ici au sens entendu en sûreté de fonctionnement. L'acception retenue est celle de la communauté dite du "machine learning" qui s'intéresse aux applications de PHM [30].

de robustesse [156].

Fiabilité. "*Aptitude d'une approche de pronostic à présenter des performances acceptables lorsque des données inconnues sont présentées*".

Formulé autrement, l'outil de pronostic doit être à même de s'adapter lorsque les données dévient de celles apprises (contexte partiellement connu voire complètement inconnu). Une illustration est proposée en Fig. 11b.

/ *Applicabilité d'un outil de pronostic*

Un point complémentaire est à considérer. L'usage d'une approche de pronostic est naturellement limité par des contraintes de développement et d'implémentation, notamment celles inhérentes au temps de mise au point et à l'influence de l'utilisateur [58, 178].

Applicabilité. "*Aptitude d'une approche de pronostic à être utilisée dans des applications réelles*".

Formulé autrement, l'applicabilité permet de mesurer le potentiel d'une approche en regard des exigences du milieu industriel : est-elle rapide à déployer, les hypothèses telles que la définition des seuils de défaillances sont-elles fortes, le paramétrage initial nécessite-t-il une expertise particulière, etc.

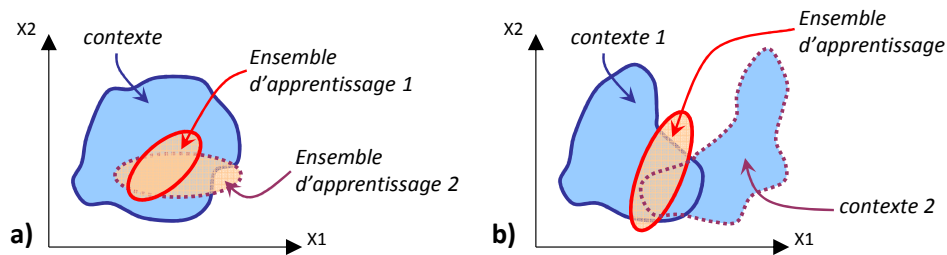


FIGURE 11 – Illustration des principes de : a) robustesse, b) fiabilité

5.1.3 Synthèse : objectifs scientifiques

L'efficacité d'un outil de pronostic dépend de la justesse avec laquelle est appréhendée l'incertitude inhérente à ce processus. Ainsi, une attention particulière a été portée à la problématique de robustesse et de fiabilité du pronostic. En effet, la confiance pouvant être accordée à une étude de type "pronostic" est un aspect encore largement ouvert. En complément, dans la pratique, le choix d'une technique adéquate dépend de contraintes classiques limitant l'applicabilité des outils : disponibilité des données et/ou connaissances et/ou expériences, dynamique et complexité des systèmes, contraintes d'implémentation (précision, temps de calcul, etc.), possibilités de mesures (capteurs, SCADA, etc.)... Ainsi, le pronostic est une activité qui pose de durs problèmes de "déploiement" et de validation des résultats : il est encore difficile, d'une part, de savoir comment paramétrer un outil de pronostic (phénomènes multiphysiques, manque de connaissance,

apprentissage), et d'autre part, d'être à même d'en juger *a priori* de la qualité sans attendre la détérioration d'un équipement réel. Ces points constituent l'enjeu des recherches menées.

Les objectifs scientifiques poursuivis se déclinent ainsi comme suit (Fig. 12) :

- O1 : développer des **approches génériques de pronostic**,
- O2 : développer des approches de **pronostic robuste et fiable**.

en cohérence avec les contraintes d'implémentation industrielles.

5.2 Problématiques et verrous

Les principaux verrous auxquels nous nous sommes confrontés découlent de la discussion présentée précédemment (section 5.1). Nous les décrivons sommairement ci-après et en donnons une illustration en Fig. 12.

▷ *En regard de l'objectif de généricité de l'approche*

Les performances des outils de prédiction et de classification peuvent être fortement influencées par certains choix réalisés par l'utilisateur ou encore par une initialisation aléatoire de paramètres. Ceci entrave le déploiement de ces approches sur des applications réelles. Un verrou se dégage : il est nécessaire de systématiser la génération des modèles initiaux (V2). En complément, la phase d'apprentissage requise pour l'utilisation de ces outils peut se révéler prohibitive en regard d'exigences industrielles et de coût. Il est ainsi nécessaire de réduire le temps d'apprentissage afin de renforcer l'applicabilité des approches développées (V3).

▷ *En regard de l'objectif de fiabilisation du pronostic*

Par essence, la date d'occurrence d'une défaillance est incertaine. Ainsi, réaliser un pronostic fiable suppose que les modèles utilisés ne se dégradent pas de manière exagérée à mesure que l'horizon de pronostic (h) augmente. Un nouveau verrou apparaît (V4) : il est nécessaire de construire des modèles prédictifs à long terme mais présentant une faible dispersion de l'erreur de prédiction (σ_e). De manière complémentaire, l'étape de classification (état de santé) doit intégrer les notions de gradation d'appartenance à une classe, et de non-déterminisme des objets à classer : les frontières entre états sont vagues et les descripteurs prédits incertains (V5).

▷ *En regard de l'ensemble : caractérisation des dégradations*

Si les méthodes de pronostic orientées données présentent l'avantage de pouvoir être déployées sans connaissance des phénomènes régissant les processus de dégradation (sans formulation mathématique), il est cependant nécessaire de disposer d'indicateurs de santé interprétables ou, tout au moins portant suffisamment d'informations pour que des algorithmes de pronostic puissent être construits et utilisés. L'approximation et, surtout, la prédiction des dégradations requièrent la construction de descripteurs graduels (dits monotones ci-après) : V1.

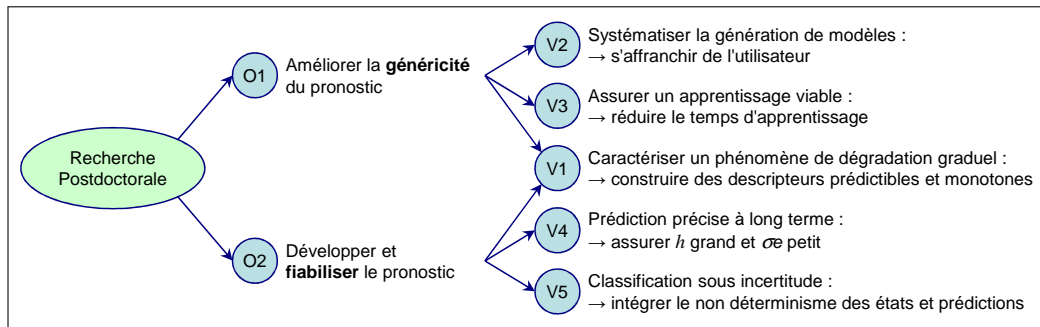


FIGURE 12 – Principaux objectifs et verrous scientifiques abordés

6 Axes de travail et contributions

6.1 Développements scientifiques

6.1.1 Caractériser les phénomènes de dégradation

Le pronostic requiert d'être à même de transformer des données brutes en informations utiles : cela suppose que des indicateurs de dégradation doivent être bâtis à partir de grandeurs physiques mesurées sur le composant analysé (température, courant, tension, vibration, émission acoustique, etc.). De ce point de vue, de nombreuses approches existent dans la littérature afin de construire, et/ou extraire, et/ou réduire, et/ou sélectionner, les caractéristiques pertinentes pour qualifier les états que traverse le système à l'étude. Le choix de méthodes dans cet ensemble dépend principalement du type de données recueillies, et de l'application considérée. Ceci étant, la forme des descripteurs retenus a un impact non négligeable sur les performances du système de pronostic, et cette étape de modélisation des dégradations est ainsi capitale. De ce point de vue, nous nous sommes attachés à travailler sur deux aspects complémentaires.

▷ D'abord, il est particulièrement intéressant de construire des indicateurs de santé permettant de traduire la progression de la dégradation. En effet, l'utilisation de descripteurs fortement non-linéaires n'est pas appropriée compte tenu de la difficulté à les "interpréter". Nous avons ainsi proposé une nouvelle approche d'extraction de caractéristiques à l'aide de fonctions trigonométriques et cumulatives. L'idée sous-jacente de ces développements est de transformer les données brutes en indicateurs de santé monotones, facilitant ainsi, d'une part, la détection d'une tendance à la dérive et, d'autre part, les prédictions à long terme.

▷ En complément, et compte tenu que les performances de pronostic ne dépendent pas uniquement de la forme des descripteurs mais également des outils de prédiction utilisés (utilisables), nous avons proposé une métrique de "prédictabilité", permettant de corrélér

les descripteurs et outils de prédiction. Sur cette base, nous avons défini une méthode de sélection des descripteurs les plus appropriés pour le pronostic : il est inutile de préserver des indicateurs de santé (même porteurs d'information pertinente) ne pouvant être extrapolés dans le temps.

Ce volet de travail a été initié lors de l'encadrement des projets de fin d'études [PFE1, PFE2] et a ensuite été développé dans le cadre de la thèse [Doc3]. L'ensemble fait l'objet d'une revue internationale avec actes et comités de lecture, et de quatre conférences internationales avec actes et comités de lecture (section I.2.3, page 12 ; [R16], [C19, C21-C22, C26]).

6.1.2 Améliorer la généricité du pronostic orienté données

Revenons sur les éléments de formalisation de la procédure générique d'identification d'un système de pronostic (5.1.1, éq. (2-4)). Plusieurs choix arbitraires (par l'utilisateur, par paramétrage aléatoire, par "essais-erreurs") sont nécessaires mais critiques au regard des performances finales des estimations : comment déterminer l'ensemble des entrées pertinentes \mathbf{E}_t , comment initialiser la structure et les paramètres de la fonction d'approximation de l'outil ($f_0(\cdot)$, Θ_0) ? Le champ d'apprentissage $\dim(\mathbf{B}_t)$ et la technique d'optimisation utilisée peuvent également fortement réduire l'applicabilité de l'approche développée de par le coût implicite qu'ils impliquent. Il apparaît ainsi qu'il est nécessaire d'imaginer des méthodes permettant de systématiser la génération du modèle initial afin de s'affranchir des écueils "classiques" freinant le déploiement d'approches orientées données. Sur ce point, nous avons proposé des éléments de solution suivant trois axes.

▷ Nous avons proposé une procédure de sélection automatique des entrées du système de pronostic permettant de générer des modèles parcimonieux (équilibre complexité / performances). Cette approche a été appliquée à un système prédictif neuro-flou évolutif. L'idée sous-jacente est de chercher à trouver un compromis entre généralisation et approximation, en cohérence avec les exigences de précision de l'utilisateur, mais sans que celui-ci n'ait à faire d'hypothèses quant à la structure du réseau neuro-flou construit.

▷ Afin d'assurer un apprentissage rapide de signatures de dégradation inconnues (dues par exemple à un changement de conditions opérationnelles), nous avons également développé un nouvel algorithme prédictif dont la convergence d'apprentissage est telle que, si besoin, la structure complète du système de pronostic peut être réapprise dans un temps raisonnable (100 fois inférieur à des approches neuronales conventionnelles). Nous nous sommes pour cela basés sur une approche récente, le "Extreme Learning Machine".

▷ De manière complémentaire, nous avons prospecté l'utilisation d'une nouvelle classe d'outils : les machines à états liquides. L'intérêt d'une telle démarche est de substituer la complexité algorithmique par une complexité structurelle afin de réduire le temps d'apprentissage (les paramètres étant initialisés de manière aléatoire). Ce type d'approche doit encore être renforcé mais les premiers résultats sont encourageants.

Ce pan de travail a été principalement développé dans le cadre des thèses [Doc2-Doc3] et est actuellement poursuivi au travers [Doc4] et [PostDoc2]. Il fait l'objet de quatre revues internationales avec actes et comités de lecture, d'une contribution à ouvrage, et de huit conférences internationales avec actes et comités de lecture (section I.2.3; [R5, R11, R15, R20], [O3], [C20, C25, C28-C29, C32, C34, C37, C39]).

6.1.3 Fiabiliser le pronostic orienté données

Développements orientés "prédiction"

Relativement à la spécification d'un outil de pronostic, un problème central peut être soulevé : l'utilité d'un tel système est intimement liée à sa faculté à approximer et à prédire la dégradation d'un équipement. En d'autres termes, un outil de pronostic doit être à même de projeter dans le temps une situation courante. Le cœur des travaux orientés "prédiction" découle de ce constat.

1. La majorité des méthodes de pronostic visent la minimisation de l'erreur de prédiction pour un horizon donné. Or, les décideurs, certes nécessitent des indicateurs quant à l'évolution dans le temps des équipements, mais doivent pouvoir y associer une confiance. Il en découle qu'il est inutile de construire des outils de pronostic très fiables à court terme mais dont les performances se dégradent rapidement.
2. Nous prônons qu'un système dont l'erreur de prédiction est systématique, mais connue, est préférable à un système dont l'erreur est généralement faible mais parfois catastrophique. Ceci suppose d'être à même d'une part, de quantifier l'erreur de prédiction *a priori*, et d'autre part, de la contrôler en imposant une erreur limite lors de la construction du système prédictif.

Les recherches engagées pour pallier (partiellement) ces problèmes sont de différentes natures. Nous avons proposé l'utilisation d'approches neuro-floues pour prédire l'état de dégradation d'un équipement, et dont les structures ne sont pas figées *a priori* mais dépendent d'exigences de performance de prédiction. En complément, nous avons proposé une méthode d'estimation *a priori* de la distribution des erreurs de prédiction afin d'intégrer la confiance au processus de pronostic. De manière prospective, nous avons cherché à améliorer les performances de prédiction en combinant des systèmes neuronaux avec des techniques statistiques. Enfin, nous avons adapté les mécanismes d'évaluation de la fiabilité au cas prédictif afin de générer des métriques de pronostic utiles aux décideurs.

Les développements ont été assurés dans le cadre des Master [Ma1-Ma3, Ma5] et des thèses [Doc1-Doc2]. Ce pan des travaux fait l'objet de huit revues internationales, de douze conférences internationales avec comité de lecture et actes édités, et de quatre congrès francophones avec comité de lecture et actes édités (section I.2.3, page 12; [R1-R4, R6, R13-R14, Rn1], [C2-C6, C8, C10, C13-C16, C18], [CF1-CF4]).

Développements orientés "classification"

La classification permet de déterminer l'état de fonctionnement d'un équipement et par suite la durée de vie résiduelle (RUL). Dans un objectif de pronostic fiable, deux aspects au moins doivent être considérés.

1. L'état de santé d'un bien est conditionné par l'historique et la variabilité des conditions d'exploitation. Aussi, les frontières entre états (classes) sont vagues. Les données d'apprentissage ne sont que partiellement labellisées (même les états de panne ne sont pas toujours identifiables) et les outils de classification doivent être adaptés à des situations "semi-supervisées", et à même d'apprendre de nouveaux états.
2. Les prédictions étant incertaines, il est également nécessaire d'introduire la notion de gradation d'appartenance entre états de fonctionnement ; l'étape de classification peut conduire à des situations d'ambiguïté. Nous prônons sur ce point qu'il est astucieux de travailler sur une séquence d'états. L'idée est non plus de tenter de reconnaître des états mais des franchissements d'états, tout en s'accommodant de l'incertitude sur les données prédites.

Trois familles de développements ont été menées. Nous avons d'abord proposé de combiner des approches neuro-floues dites "évolutives" et auto adaptables, à des algorithmes de classification basés sur les fonctions de croyance. L'ensemble permet de tenir compte de l'incomplétude et de l'imprécision des données disponibles, et d'apprendre de nouveaux états à mesure qu'ils sont observés. Nous avons également développé un nouvel algorithme flou de partitionnement ("clustering") permettant de représenter l'incertitude de données multidimensionnelles et qui, associé à des mesures de distance entre les états courant et passés, permet de définir les seuils de défaillance. Enfin, nous avons commencé à explorer l'utilisation des filtres particuliers comme outils permettant d'approximer les états cachés d'un système tout en dimensionnant l'incertitude de pronostic.

L'ensemble a été réalisé dans le cadre des travaux de [PFE4] et de [Doc3-Doc5]. Ce volet fait l'objet de cinq revues internationales avec actes et comités de lecture et de sept conférences internationales avec comité de lecture et actes édités (section I.2.3 ; [R9-R10, R12, R17-R18], [C11-C12, C27, C31, C33, C40, C42]).

6.2 Ventilation des travaux

Dans la suite de cette partie "II. SYNTHÈSE DES ACTIVITÉS DE RECHERCHE", nous reprenons l'essentiel des développements introduits ci-avant. Afin de gagner en clarté de présentation, les travaux sont regroupés conformément aux étapes du PHM (Fig. 7 page 41), et en dissociant les processus de prédiction et de classification sous-jacents du pronostic (Fig. 10 page 45). Nous portons un regard critique sur l'ensemble et proposons quelques pistes de recherche dans une dernière partie III. La Fig. 13 donne une illustra-

tion de cette ventilation des développements.

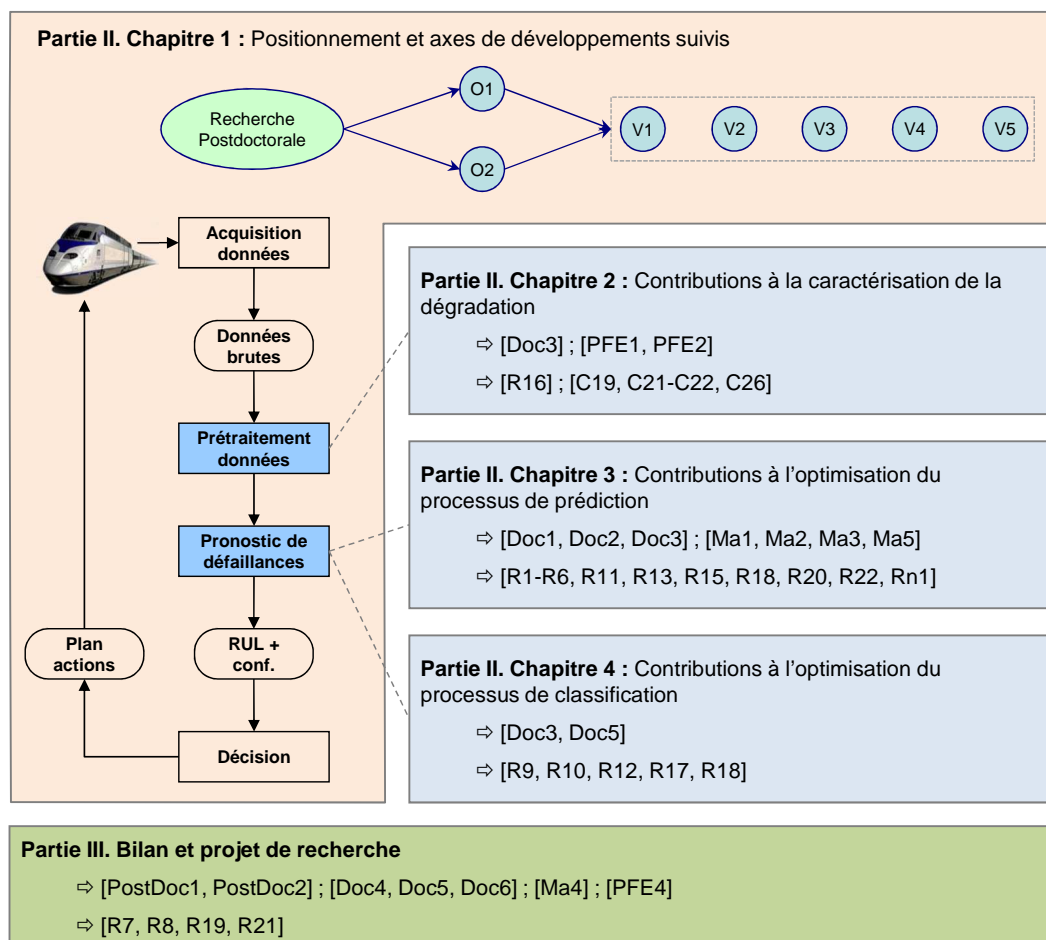


FIGURE 13 – Ventilation des travaux scientifiques

Chapitre 2

Contributions à la caractérisation de la dégradation



1	Motivations, objectifs et contributions	56
2	Fondements : le prétraitement de données	57
2.1	Extraction de descripteurs - brève revue de la littérature	57
2.2	Sélection de descripteurs - brève revue de la littérature	59
3	Nouvelle approche d'extraction de descripteurs	60
3.1	Vers des descripteurs monotones à tendance marquée	60
3.2	Extraction de descripteurs - pas à pas	61
4	Extraction de descripteurs - applications et discussion	64
4.1	Données de tests : les PHM challenges 2010 et 2012	64
4.2	Performances de l'approche d'extraction de descripteurs	66
4.3	Impact de la démarche dans des applications de PHM	68
5	Nouvelle approche de sélection de descripteurs	71
5.1	Vers des descripteurs prédictibles	71
5.2	Sélection de descripteurs par la prédictibilité	72
6	Sélection de descripteurs - application et discussion	73
6.1	Données de tests : le PHM challenge 2008	73
6.2	Performances de l'approche de sélections de descripteurs	73
6.3	Impact de la démarche sur le pronostic	76
7	Synthèse partielle	77

1 Motivations, objectifs et contributions

Le déploiement d'une approche de pronostic orienté données suppose que le système peut être instrumenté afin de recueillir en ligne des données brutes permettant d'observer l'évolution du comportement. Ces données sont ensuite prétraitées afin d'extraire et de sélectionner des descripteurs permettant de caractériser la dégradation. Ces descripteurs sont enfin utilisés afin, d'une part, de bâtir un modèle prédictif du comportement et, d'autre part, de construire un modèle d'estimation d'états du système (classification). L'ensemble constitue la phase de pronostic à proprement parler (Fig. 14).

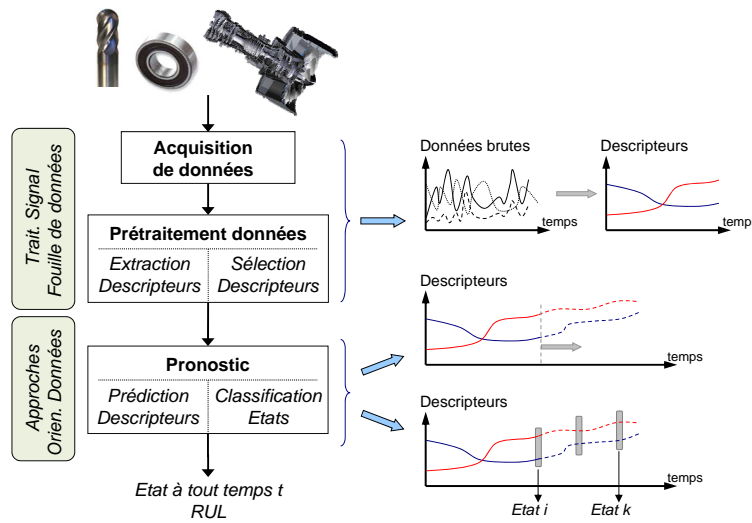


FIGURE 14 – Des données brutes au RUL (selon [74])

Il est évident que la forme (dans le temps) des descripteurs retenus a un impact non négligeable sur les performances du pronostic. De ce point de vue, trois aspects au moins peuvent être discutés.

▷ Détection précoce de la dégradation

Certains des descripteurs classiques ne présentent pas de changement temporel marqué avant la défaillance (Fig. 15, partie gauche). Par suite, la dégradation ne peut être détectée que très tardivement ; le temps résiduel avant défaillance peut alors être insuffisant pour pronostiquer (estimer le RUL), et planifier / réaliser les actions de maîtrise [104, 129]. C'est ce qui est illustré dans la Fig. 9 du chapitre précédent (page 44). Il convient donc de construire des descripteurs à **tendance marquée**.

▷ Performance du pronostic

Les descripteurs retenus sont parfois (souvent) non-linéaires ce qui conduit inévitablement à des estimations du RUL très incertaines (à titre illustratif, considérer la partie

droite de la Fig. 15 sur laquelle deux scénarios de pronostic sont présentés). Aussi, même si la grande majorité des outils de pronostic orienté données sont à même d’approximer des phénomènes non linéaires, des descripteurs avec des comportements **monotones** devraient conduire à des estimations plus justes du RUL.

▷ Limites des outils de pronostic

Selon la littérature, les descripteurs qui caractérisent clairement la dégradation ou ceux ayant un vrai sens physique (interprétables) sont supposés être plus faciles à prédire, et conduire ainsi à des approches de pronostic plus précises et plus simples [33, 117]. Ce point est cependant discutable ; il n’existe aucune manière d’assurer que les descripteurs portant le plus d’information sont ceux qu’un outil de pronostic sera effectivement à même de prédire à long terme. Le prétraitement des données devrait donc viser la construction de descripteurs **prédictibles**.

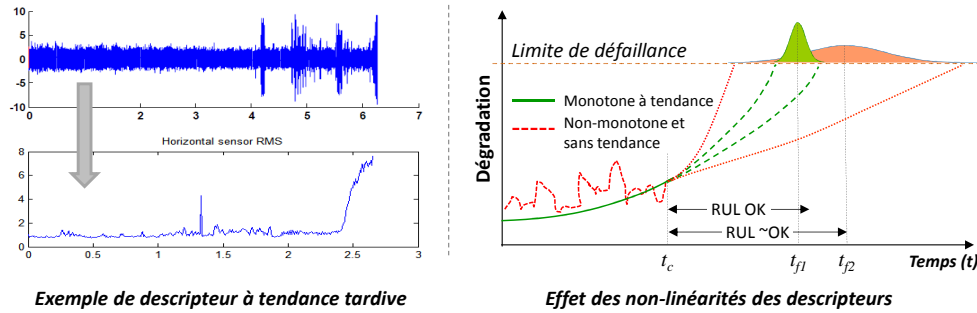


FIGURE 15 – Impacts des descripteurs sur le pronostic

Le tableau 6 récapitule les problèmes mentionnés ci-avant, et résume les éléments de solution que nous avons tâché d’apporter. La nature des contributions synthétisées dans ce chapitre est ainsi la suivante.

- *Extraction de descripteurs* : proposer un moyen pour générer des descripteurs à tendance précoce et monotones,
- *Sélection de descripteurs* : proposer un moyen pour ne retenir que les descripteurs effectivement prédictibles par l’outil de pronostic adopté.

2 Fondements : le prétraitement de données

2.1 Extraction de descripteurs - brève revue de la littérature

L’extraction de descripteurs consiste en un traitement des données brutes afin de construire des indicateurs (descripteurs) interprétables ou, tout au moins, portant suffisamment

TABLE 6 – Synthèse des contributions / caractérisation de la dégradation

Problème	Besoin / descripteurs	Contribution
Objectif : caractériser la dégradation pour permettre le pronostic		
1. Détecter la dégradation suffisamment tôt pour pronostiquer et agir	Descripteurs à tendance marquée	Extraction de descripteurs basée sur des fonctions trigonométriques et cumulatives (§ 3. et 4.)
2. Limiter l'incertitude de pronostic liée aux non-linéarités	Descripteurs monotones	
3. S'accomoder des limites des outils de pronostic	Descripteurs prédictibles	Sélection de descripteurs basée sur une mesure de prédictabilité (§ 5. et 6.)

d'informations pour que des algorithmes de détection, de diagnostic, et de pronostic puissent être construits (appris) et utilisés. Le choix d'une méthode d'extraction de descripteurs dépend principalement du type de données recueillies, et de l'application considérée [98, 202].

▷ Analyse temporelle

L'analyse temporelle vise à extraire les caractéristiques statistiques du signal dans le domaine temporel [82, 180, 202] : moyenne, variance, moyenne quadratique (Root Mean Square - RMS), Kurtosis, Skewness, valeur crête, etc. Ce type de descripteurs est fréquemment utilisé pour des applications de détection de défauts, mais ne présente pas un intérêt majeur pour le pronostic. En effet, l'analyse temporelle des caractéristiques d'un signal est significative dans le cas de signaux stationnaires.

▷ Analyse fréquentielle

L'étude fréquentielle porte sur l'analyse de l'énergie du signal à différents niveaux de fréquences. Dans cette catégorie de traitements, la technique la plus usuelle est la transformée de Fourier discrète et rapide (Fast Fourier Transform - FFT) [98, 202, 203]. La signature fréquentielle du signal obtenue par ce type de traitement permet d'isoler les défauts (détection et diagnostic). En revanche, les analyses fréquentielles ne sont pas adaptées au traitement des signaux non-stationnaires, ce qui est malheureusement le cas dans les processus de dégradation.

▷ Analyse temps-fréquence

Les outils de traitement temps-fréquence sont particulièrement indiqués pour l'analyse de signaux non stationnaires. Les techniques les plus populaires sont la transformée de Fourier courte (Short Time Fourier Transform - STFT), la distribution de Wigner-Ville [29], la décomposition en mode empirique (Empirical Mode Decomposition - EMD) [89], la décomposition en paquets d'ondelettes (Wavelet Packet Decomposition - WPD)

[148], la transformée de Hilbert-Huang basée sur l'EMD et l'analyse spectrale de Hilbert [88]. Une brève description de chaque approche est proposée dans [98, 202].

Selon la littérature [36], l'EMD et la WPD ont abondamment été utilisées durant ces deux dernières décennies, notamment pour le traitement de signaux vibratoires [36]. Plus particulièrement, la WPD se montre être une approche efficace pour des applications de PHM sur des machines tournantes (moteurs, roulements, etc.) [23, 25, 35, 162, 186, 204]. Nous avons en partie basé nos développements sur cette technique.

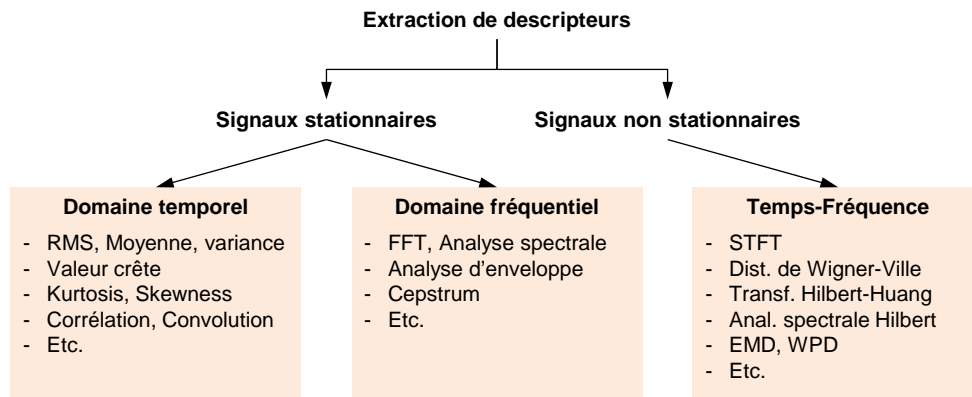


FIGURE 16 – Techniques d'extraction de descripteurs (adapté de [202])

2.2 Sélection de descripteurs - brève revue de la littérature

La sélection de descripteurs est une réduction de l'espace des données. Elle vise à ne conserver que les descripteurs portant l'essentiel de l'information, c'est-à-dire à s'affranchir des doublons, ou encore des données ne présentant que peu d'intérêt. À titre d'exemple, les descripteurs à faible pouvoir discriminant ne sont généralement pas retenus. Cette réduction dimensionnelle peut être effectuée de deux manières :

1. en transposant les descripteurs dans un nouvel espace par des méthodes telles que l'analyse en composantes principales (ACP) et ses variantes, la décomposition en valeurs singulières, la carte auto-organisatrice (Self-Organizing Map), ou encore les méthodes de partitionnement [26, 140]. Cependant, les descripteurs obtenus après transformation n'ont plus de sens physique et sont difficilement interprétables,
2. en sélectionnant le sous-ensemble de descripteurs présentant certaines caractéristiques recherchées. Différentes métriques pour quantifier "l'adéquation" d'un descripteur sont proposées dans la littérature, notamment la monotonie, l'existence d'une tendance (trendability) et la "pronosticabilité" ¹ [42]. Cette approche de descripteurs peut améliorer de manière significative le pronostic (estimations précises du RUL) [33, 43, 103, 129, 140, 193]. Nous nous en sommes inspirés.

1. Ce terme peut prêter à confusion et est mal défini. C'est cependant celui utilisé par les auteurs.

3 Nouvelle approche d'extraction de descripteurs

3.1 Vers des descripteurs monotones à tendance marquée

Le développement d'approches de pronostic guidées par les données est basé sur l'hypothèse que la variation temporelle des descripteurs "trahit" le processus de dégradation sous-jacent. Cependant, dans la pratique, les descripteurs extraits reflètent rarement l'évolution de la dégradation de façon claire, et l'usage qui peut en être fait est laborieux. A titre d'exemple, [25] ou [193] montrent que le traitement de signaux vibratoires pour la détection de défauts dans les roulements n'est pas systématique : les résultats varient d'un composant à l'autre. Ainsi, nous visons à simplifier le pronostic en construisant des **descripteurs à tendance marquée et monotones**. La Fig. 17 illustre la démarche que nous proposons de suivre.

1. Une analyse temps-fréquence est d'abord réalisée par transformée en ondelettes discrète (Discrete Wavelet Transform - DWT). Cette technique est particulièrement appropriée au traitement des données vibratoires ou acoustiques.
2. Nous proposons ensuite une nouvelle forme d'extraction de descripteurs : les signaux sont transformés par le biais de fonctions trigonométriques puis débruités par filtrage.
3. Les descripteurs obtenus sont convertis en une forme cumulative afin d'être monotones et de présenter une tendance précoce. Notons que cette stratégie de transformation cumulative peut être appliquée à des descripteurs classiques (RMS, Kurtosis, etc.).
4. Enfin, l'espace des données est réduit en analysant "l'adéquation" des descripteurs aux caractéristiques recherchées : monotonie et tendance.

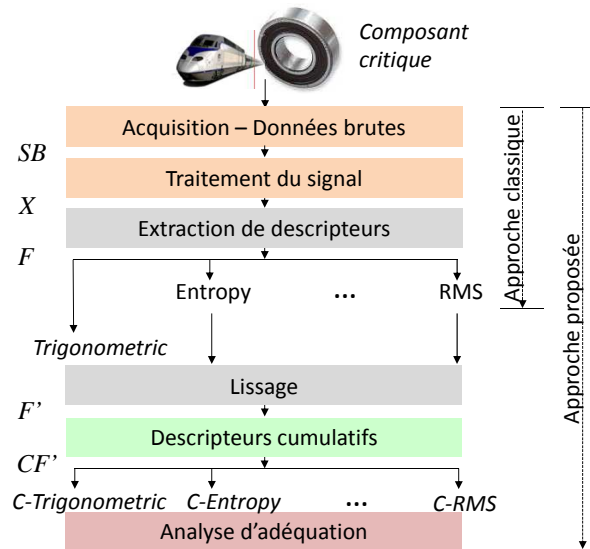


FIGURE 17 – Approche d'extraction de descripteurs à tendance marquée et monotones

3.2 Extraction de descripteurs - pas à pas

3.2.1 Analyse temps fréquence : transformée en ondelettes discrète (DWT)

Les signaux recueillis sur un système vieillissant sont non stationnaires ; or c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (temporelles et fréquentielles) que réside l'essentiel de l'information utile. La transformée en ondelettes vise à construire une représentation temps/fréquence de ce type de signaux. Elle n'est cependant pas viable numériquement (quantité d'ondelettes infinie), et est substituée par une transformée en ondelettes discrètes (Discrete Wavelet Transform - DWT) dont une des implémentations les plus usuelles est l'analyse multi-résolution (Multi-Resolution Analysis - MRA) [23, 25, 134, 158]. Etant donnée une forme d'ondelette, une MRA fait appel à deux paramètres :

- un paramètre d'échelle qui joue le rôle de la fréquence dans la transformée de Fourier. Un paramètre d'échelle petit correspond à des fréquences élevées,
- un paramètre de translation qui joue le rôle de la position de la fenêtre dans la transformée de Fourier courte. Ce paramètre concerne l'axe du temps.

Ces paramètres définissent un filtre passe bas (*PB*) et un filtre passe haut (*PH*) qui permettent d'analyser le signal. Considérons un signal brut *SB* formé de 512 échantillons sur une plage fréquentielle $[0 - \pi]$ rad/s. Au premier niveau de décomposition, le signal passe au travers du *PB* pour donner un signal d'approximation (*A1*), et au travers du *PH* pour donner un signal de détail (*D1*). Le signal approximé est caractérisé par la moitié des points (256) alors que la résolution fréquentielle est doublée puisque la bande de fréquence a été réduite de moitié ($[0 - \frac{\pi}{2}]$). Cette dernière peut à nouveau être tronquée tel qu'illustré sur la Fig. 18 afin de construire *A2* et *D2*, et ce processus peut être répété de manière récursive jusqu'au niveau de décomposition souhaité.

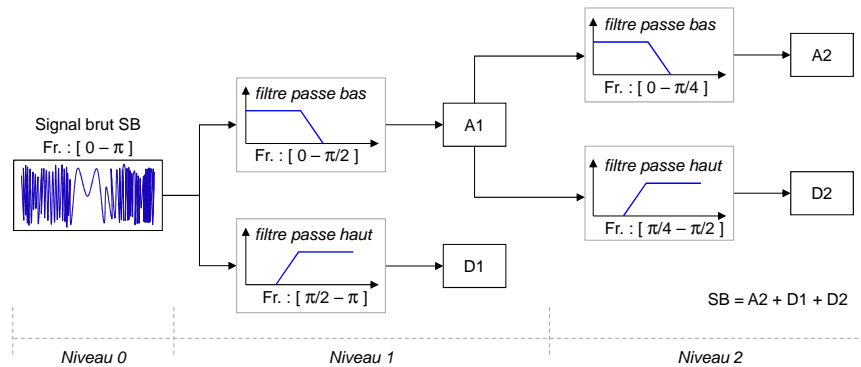


FIGURE 18 – Illustration d'une transformée en ondelettes discrète d'ordre 2

- Pour le traitement de signaux vibratoires, la littérature préconise d'utiliser des ondelettes du type Daubechies d'ordre 4. Nous nous y sommes tenus.
- Selon [204] le niveau de décomposition peut être défini *a priori*. Dans la pratique, l'ex-

pression proposée par l'auteur est discutable. [25, 26, 52, 186] estiment qu'un niveau de décomposition de 4 est nécessaire pour l'analyse de signaux vibratoires de roulements. Nous avons choisi un niveau de décomposition de 4. Conformément à ce que préconise [64], nous avons également utilisé notre approche pour des outils de coupe de machine outil avec un niveau de décomposition de 3.

3.2.2 Extraction de descripteurs

▷ Extraction de descripteurs classiques

L'objet de cette étape est d'extraire des descripteurs à partir du signal obtenu après la transformée en ondelettes discrète. Pour un niveau de décomposition "nd", nous construisons ainsi les descripteurs classiques proposés dans la littérature, tels que RMS(And), Kurtosis(And), etc. Le tableau 7 résume les descripteurs construits.

Dans les faits et compte tenu des limitations de l'approche classique d'extraction de descripteurs, cette étape est principalement réalisée à des fins de comparaison.

▷ Transformations trigonométriques

A ce stade, les descripteurs sont extraits en calculant l'écart type du signal obtenu après application, point à point, d'une fonction trigonométrique monotone (le sinus hyperbolique inverse $asinh$, ou la tangente inverse $atan$) : $F = \sigma_{j=1 \dots dim(X)}[asinh(x_j)]$. Cette transformation présente deux intérêts majeurs. D'abord, les fonctions $asinh$ et $atan$ étant définies sur $[-\infty, \infty]$, il est inutile de faire appel à une procédure de normalisation du signal. Ensuite, l'échelle du signal est modifiée (à la baisse) de telle sorte que la tendance en est plus marquée. Le tableau 7 résume les descripteurs construits.

▷ Filtrage

Afin de réduire la variabilité des descripteurs et de supprimer les bruits, les signaux F sont lissés en utilisant un filtre de LOESS (taille de voisinage de 0.3). En quelques mots, un filtre de LOESS vise, localement (pour chaque point), à calculer un polynôme d'ordre 2 qui ajuste un point et les points environnants par une méthode moindre carrés [96].

3.2.3 Construction de descripteurs cumulatifs

Cette étape vise à gommer les non-linéarités trop fortes des descripteurs afin d'obtenir des signaux reflétant la progression de la dégradation au cours du temps. Nous proposons pour cela de transformer les descripteurs extraits (\hat{F}_v , $v = 1 \dots k$) en une forme cumulative ($C\hat{F}_v$), l'idée sous-jacente étant d'obtenir des descripteurs à la fois monotones et à tendance marquée. Cette transformation est réalisée en faisant, point à point, et de manière simultanée (éq. 5) :

- une somme cumulée des éléments du signal,
- une mise à l'échelle du signal.

TABLE 7 – Descripteurs extraits du $nd^{ème}$ niveau de décomposition (nd=3 ou 4)

Descripteurs classiques ; $dim(X) = n ; j = [1, n]$	
Entropie (seuil)	$E = \sum_j E(x_j)$
Energie	$e = \sum_j x_j^2$
RMS	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n}(x_1^2 + \dots + x_n^2)}$
Skewness	$\frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{X})^3}{(n-1)\sigma^3}$
Kurtosis	$\frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{X})^4}{(n-1)\sigma^4}$
Bande haute	$max(X) + \frac{1}{2} \frac{max(X) - min(X)}{n-1}$
Descripteurs trigonométriques proposés ; $dim(X) = n ; j = [1, n]$	
Ecart type du sinus hyperbolique inverse	$\sigma_{j=1\dots n} \left(\log \left[x_j + (x_j^2 + 1)^{1/2} \right] \right)$
Ecart type de la tangente inverse	$\sigma_{j=1\dots n} \left(\frac{i}{2} \log \left(\frac{i+x_j}{i-x_j} \right) \right)$

$$CF_v = \frac{\sum_{i=1}^N F_v'(i)}{\left| \left(\sum_{i=1}^N F_v'(i) \right) \right|^{1/2}} ; N = dim(\dot{F}_v) \quad (5)$$

Deux remarques.

- Les non-linéarités des descripteurs peuvent être dues à des phénomènes de récupération (exemple : batteries). Nous considérons ici que cela n'est pas possible.
- La forme cumulée peut être sensible aux bruits. L'étape de filtrage doit donc être réalisée en amont.

3.2.4 Analyse d'adéquation : monotonie et tendance

Cette dernière phase vise à évaluer l'intérêt des descripteurs afin de ne sélectionner que les plus pertinents pour le pronostic. Conformément à ce qui est parfois réalisé dans la littérature (section 2.2, point 2), nous proposons d'adopter deux métriques permettant de quantifier la monotonie et la tendance des descripteurs. C'est également une manière d'apprécier l'intérêt de l'approche d'extraction de descripteurs proposées en regard d'une approche plus conventionnelle.

▷ Monotonicit 

La monotonicit  caract rise la tendance croissante ou d croissante d'un signal. Elle peut  tre mesur e par la valeur absolue de la diff rence entre les proportions de d riv es "positives" et "n gatives" du signal [42].

$$\ddot{M} = \left| \frac{\text{no. of } d/dx > 0}{n-1} - \frac{\text{no. of } d/dx < 0}{n-1} \right| \quad (6)$$

o  "n" est le nombre d'observations. $\ddot{M} = 1$ pour les descripteurs fortement monotones.

▷ Tendence

La tendence (trendability) est une mesure de corr lation entre le signal et le temps. Nous proposons de la quantifier simplement :

$$R = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (7)$$

o  $R \in [-1; 1]$ est le coefficient de corr lation entre le descripteur x et le temps y .

4 Extraction de descripteurs - applications et discussion

4.1 Donn es de tests : les PHM challenges 2010 et 2012

Afin d'illustrer l'int r t de l'approche d'extraction des descripteurs propos es, deux applications r elles de PHM bas es sur des donn es vibratoires sont consid r es. Nous les d crivons sommairement ci-apr s.

▷ PHM Challenge 2010 (SIMTECH Institute)

La premi re application porte sur l'estimation de la d gradation d'outils de coupe dans une machine   commande num rique. Une illustration en est donn e en Fig. 19a. Les donn es ont  t  g n r es au sein de l'Institut Simtech de Singapour et mises   disposition de la communaut  internationale lors de l'organisation du PHM Challenge 2010 [5]. Le dispositif con u permet de recueillir des mesures de force et d'acc l ration au cours de l'usinage, et de les corr ler   l' tat de d gradation de l'outil de coupe. Nous synth tisons les principales caract ristiques des tests dans le tableau 8. Davantage de d tails peuvent  tre trouv s dans [207, 208].

Note : par souci de synth se, nous nommerons cette application "CNC-SIMTECH".

▷ IEEE PHM 2012 Data Challenge (FEMTO-ST / AS2M)

La seconde application traite du pronostic de d faillances de roulements. Les donn es de tests sont issues de campagnes exp rimentales men es sur la plateforme PRONOSTIA,

développée au sein du département AS2M de l'Institut FEMTO-ST (Fig. 19b). PRONOSTIA a été conçue afin de tester et valider les approches de détection, diagnostic et pronostic de défaillances de roulements à billes : elle permet de disposer de données expérimentales réelles caractéristiques de la dégradation du roulement étudié durant toute sa durée de vie utile. Les campagnes retenues ici sont celles mises à la disposition de la communauté PHM, que nous avons utilisées lors de l'organisation du IEEE PHM 2012 Data Challenge [3, 144]. Quelques précisions sont apportées dans le tableau 8.

Note : par souci de synthèse, nous nommerons cette application "PRONOSTIA".

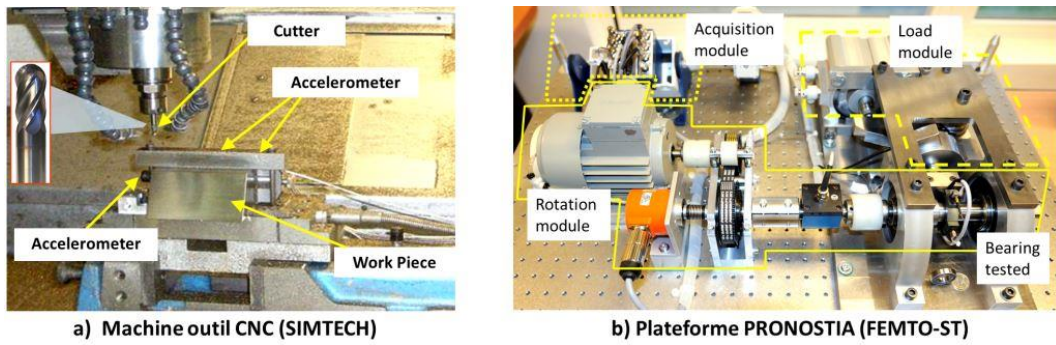


FIGURE 19 – Plateformes de tests d'outils de coupe et de roulements

TABLE 8 – Principales caractéristiques des données de PHM challenges

Plateforme	SIMTECH / Outils coupe	PRONOSTIA / Roulements
Challenge	PHM Challenge 2010	IEEE PHM 2012 Data Challenge
Fréq. acquisition	50 kHz	25.6 kHz
Seuil défaillance	profondeur dégradation $165 \times 10^{-3} mm$	niveau de vibration 20g
Apprentissage	3 outils $C1$, $C4$, $C6$ (10400rpm)	6 roulements (1800rpm & 4000N) / $Ber_{1-1..2}$ (1650rpm & 4200N) / $Ber_{2-1..2}$ (1500rpm & 5000N) / $Ber_{3-1..2}$
Test	3 outils $C2$, $C3$, $C5$ (10400rpm)	11 roulements (1800rpm & 4000N) / $Ber_{1-3..7}$ (1650rpm & 4200N) / $Ber_{2-3..7}$ (1500rpm & 5000N) / Ber_{3-3}

4.2 Performances de l'approche d'extraction de descripteurs

4.2.1 Descripteurs classiques vs descripteurs trigonométriques

Nous donnons ici, à titre illustratif, une comparaison entre les caractéristiques des descripteurs classiques et celles des descripteurs trigonométriques. Pour chacune des 2 applications (CNC-SIMTECH et PRONOSTIA), les signaux vibratoires ont été traités conformément au synoptique de la Fig. 17 (page 60).

Considérons les résultats de tests obtenus pour l'outil de coupe C1 (CNC-SIMTECH) et le roulement Ber_{1-1} (PRONOSTIA), présentés sur la Fig. 20.

- Dans l'un comme dans l'autre des cas, les données brutes (vibratoires) apparaissent comme bruitées, et ne semblent pas présenter de tendance particulière. Ce deuxième point est particulièrement vrai pour le roulement Ber_{1-1} (Fig. 20c, partie haute) pour lequel le signal vibratoire semble à peu près constant jusqu'à environ 4h de fonctionnement, puis s'amplifie et croît "soudainement".

- Les descripteurs classiques (Fig. 20a et c) ne montrent pas de caractère monotone, ni de tendance bien marquée. A l'inverse, les descripteurs trigonométriques (Fig. 20b et d) révèlent mieux la progression du processus de dégradation sous-jacent.

- Un dernier point est d'intérêt. Les descripteurs classiques tels que le RMS ou le Kurtosis sont d'échelles très variables et parfois très grandes. Revenant à la problématique du pronostic orienté données, cet aspect peut être limitatif : il est dans ce type de situation généralement nécessaire de procéder à une normalisation des données, ce qui suppose d'être à même de borner le signal (valeurs *min* et *max*?).

Tout ceci semble confirmer l'intérêt des descripteurs trigonométriques. Nous discutons ci-après de l'opportunité de construire les descripteurs cumulatifs.

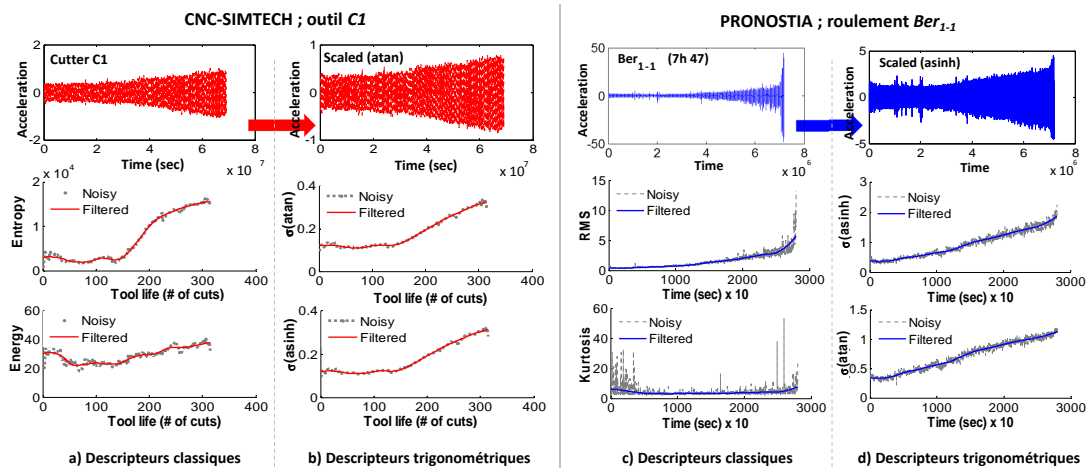


FIGURE 20 – Descripteurs classiques vs descripteurs trigonométriques

4.2.2 Descripteurs classiques vs descripteurs cumulatifs

Conformément à ce qui est mentionné en section 3, tous les descripteurs (classiques et trigonométriques) proposés dans le tableau 7 (page 63) ont été transformés en leurs formes cumulatives (éq. 5, page 63). Les métriques de monotonie et de tendance (\ddot{M} : éq. 6 et R : éq. 7) ont été quantifiées pour l'ensemble des jeux de données, i.e. pour les 6 outils de coupe et les 17 roulements. Les performances moyennées sont reportées dans le tableau 9.

Quelle que soit l'application considérée, il apparaît que les descripteurs cumulatifs présentent de meilleurs critères de monotonie et de tendance. Aussi, les descripteurs trigonométriques cumulés proposés (C- $\sigma(\text{asinh})$ et C- $\sigma(\text{atan})$) sont ceux dont les performances sont systématiquement les plus convaincantes. Une même conclusion peut être tirée de manière qualitative en observant la forme des signaux obtenus après extraction de descripteurs : Fig. 21. Tout ceci présage d'une amélioration des performances de pronostic. C'est ce que nous discutons ci-après.

TABLE 9 – Métriques de monotonie et de tendance moyennées

CNC-SIMTECH - 6 outils de coupe					
Descripteur	R	\ddot{M}	Forme cumulative	R	\ddot{M}
$\sigma(\text{asinh})$	0.958	0.713	C- $\sigma(\text{asinh})$	0.995	1
$\sigma(\text{atan})$	0.960	0.709	C- $\sigma(\text{atan})$	0.995	1
Entropie	0.949	0.643	C-Entropie	0.991	1
Energie	0.177	0.203	C-Energie	0.981	1
RMS	0.83	0.703	C-RMS	0.996	1
Kurtosis	-0.15	0.418	C-Kurtosis	0.976	1
Bande haute	0.968	0.708	C-Bande haute	0.994	1
PRONOSTIA - 17 roulements					
Descripteur	R	\ddot{M}	Forme cumulative	R	\ddot{M}
$\sigma(\text{asinh})$	0.47	0.28	C- $\sigma(\text{asinh})$	0.984	1
$\sigma(\text{atan})$	0.47	0.31	C- $\sigma(\text{atan})$	0.984	1
Entropie	0.47	0.31	C-Entropie	0.983	1
Energie	0.36	0.29	C-Energie	0.982	1
RMS	0.45	0.28	C-RMS	0.978	0.9
Kurtosis	-0.04	0.15	C-Kurtosis	0.972	1
Bande haute	0.39	0.21	C-Bande haute	0.973	0.9

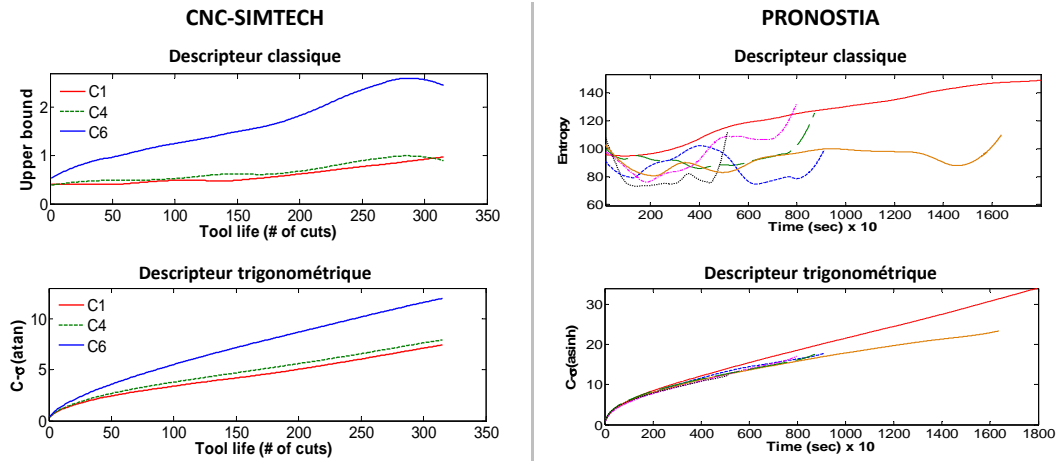


FIGURE 21 – Aperçu des descripteurs extraits pour les 2 cas d'application

4.3 Impact de la démarche dans des applications de PHM

4.3.1 Objet des tests

Cette section vise à apprécier l'intérêt de l'approche d'extraction de descripteurs proposées, lorsqu'elle est utilisée dans des applications de PHM.

▷ CNC-SIMTECH : estimation de l'état de dégradation

Pour cette application, les données mises à disposition ne présentent pas de "vérité terrain" sur les seuils de défaillances. Nous nous en sommes tenus à une estimation de l'état de dégradation de l'outil de coupe à partir des signaux vibratoires (sur les données d'apprentissage : C1, C4 et C6). Nous avons pour cela utilisé un réseau de neurones particulier (le SW-ELM), présenté au chapitre suivant. Les tests ont été réalisés sur la base d'une stratégie de "leave one out" : les données de deux outils de coupe sont utilisées pour l'apprentissage, le test étant réalisé sur le troisième. Le détail des entrées / sorties de l'estimateur d'état est résumé dans le tableau 10.

▷ PRONOSTIA : prédiction de l'état de santé

Réaliser un pronostic complet requiert de mettre au point un classificateur (cf. Fig. 14, page 56). Ce n'est pas abordé ici. Nous ne présentons ainsi que les performances de prédiction des descripteurs pouvant être obtenues (classiques vs trigonométriques cumulatifs). L'ensemble des données d'apprentissage est appris ($Ber_{i-1..2}$, $i \in \{1, 2, 3\}$) et les tests sont réalisés sur les roulements restants. Là encore, l'outil de prédiction utilisé est le SW-ELM. Les paramètres de tests sont synthétisés dans le tableau 10.

TABLE 10 – Estimation d'état et prédiction - paramètres de tests (4 neurones cachés)

Paramètre de tests	CNC-SIMTECH Estimation d'état	PRONOSTIA Prédiction
Entrées (classique) Sortie (classique)	Entropie(t), Bande haute(t) Dégradation(t)	Entropie(t), (t-1), (t-2) Entropie(t \rightarrow t+H)
Entrées (proposition) Sortie (proposition)	C- $\sigma asinh(t)$, C- $\sigma atan(t)$ Dégradation(t)	C- $\sigma atan(t)$, (t-1), (t-2) C- $\sigma atan(t \rightarrow t+H)$

4.3.2 Résultats et discussion

▷ CNC-SIMTECH

De par la stratégie de "leave one out", les tests sur les outils de coupe sont réalisés sur des données totalement inconnues. A titre illustratif, nous présentons sur la Fig. 22 les résultats obtenus pour l'outil de coupe C1 ; les descripteurs trigonométriques cumulatifs conduisent visiblement à de meilleures performances d'estimation d'état. Cette conclusion peut être généralisée aux trois outils de coupe comme en témoigne le le tableau 11.

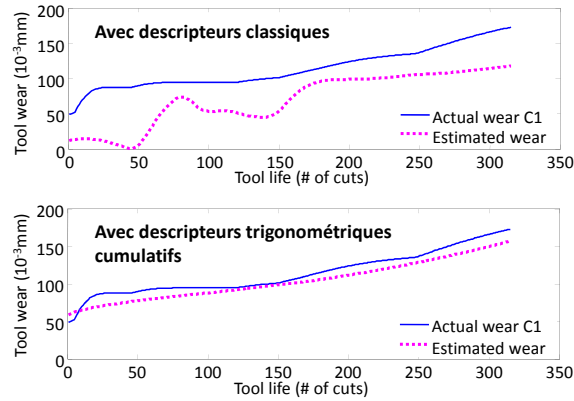


FIGURE 22 – CNC-SIMTECH : estimation d'état de C1 (C4 et C6 appris)

TABLE 11 – CNC-SIMTECH : estimation d'état de C1, C4 et C6

Outils appris	Outil estimé	Descripteurs classiques		Descripteurs proposés	
		R2	RMSE	R2	RMSE
C4 et C6	C1	-1.85	46.9	0.84	10.9
C1 et C6	C4	0.55	25.7	0.73	19.9
C1 et C4	C6	0.13	43.4	0.19	41.8

RMSE : Root Mean Square Error - erreur quadratique moyenne

R2 : coefficient de détermination - devrait être proche de 1

▷ PRONOSTIA

Pour cette application, les prédictions ont été réalisées conformément à ce qui était spécifié pour le IEEE PHM 2012 Data Challenge ([3, 144]). Ici encore, les descripteurs trigonométriques cumulatifs conduisent à de meilleures performances de prédiction. Nous en donnons en Fig. 23 une illustration qui porte sur le roulement Ber_{1-7} pour lequel l'horizon de prédiction est le plus long. Les résultats sur l'ensemble des roulements de test (tableau 12) confirment cela : les prédictions long terme sont systématiquement améliorées avec les descripteurs proposés. Par suite, le pronostic (avec l'étape de classification) devrait en être plus précis.

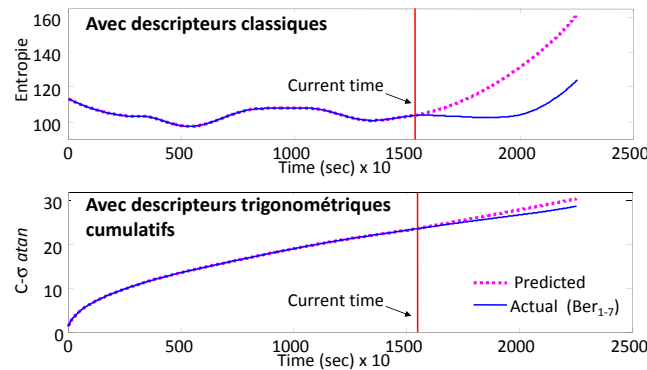


FIGURE 23 – PRONOSTIA : prédictions long terme sur le roulement Ber_{1-7}

TABLE 12 – PRONOSTIA : prédictions long terme sur les roulements de test

Roulement de test	Horizon prédiction	Entropie : classique		C- $\sigma atan$: proposé	
		MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
1 – 3	573	2.09%	4.5	1.9%	0.81
1 – 4	289	32.1%	67.5	6.4%	1.82
1 – 5	161	0.38%	0.5	0.65%	0.23
1 – 6	146	0.68%	1.05	0.66%	0.26
1 – 7	757	16.92%	22.3	3.0%	0.99
2 – 3	753	1.06%	2.55	0.19%	0.07
2 – 4	139	3.92%	4.75	0.09%	0.01
2 – 5	309	3.54%	4.73	0.55%	0.22
2 – 6	129	5.70%	9.71	1.26%	0.19
2 – 7	58	5.71%	12.5	2.60%	0.31
3 – 3	82	2.48%	4.60	0.78%	0.11

MAPE : Mean Absolute Percent Error

RMSE : Root Mean Square Error - erreur quadratique moyenne

5 Nouvelle approche de sélection de descripteurs

5.1 Vers des descripteurs prédictibles

▷ Objet

Tel que spécifié en section 1, nous estimons qu'il est inutile de retenir des descripteurs dont les outils de pronostic ne seront pas à même de s'accomoder. Autrement dit, au delà de l'intérêt potentiel pour caractériser un phénomène de dégradation, un descripteur doit pouvoir être prédit, faute de quoi, estimer le RUL sera impossible. L'extraction et la sélection de descripteurs sont donc des étapes qui, dans les faits, sont corrélées à celles de prédiction et de classification (Fig. 14, page 56). L'objet de ce qui suit est de proposer un moyen pour ne retenir (sélectionner) que les **descripteurs effectivement prédictibles par l'outil de pronostic** adopté.

▷ Le concept de prédictabilité

La prédictabilité n'est pas un concept faisant consensus. Généralement, elle est associée à "la capacité de faire de bonnes prévisions en exploitant des informations sur le passé". Elle doit donc être assimilée à une mesure "d'adéquation de l'ajustement" et révèle l'utilité d'une méthode de prévision [6]. Quelques métriques sont proposées dans la littérature, mais elle ne sont valables que pour un domaine d'étude particulier [48, 195], ou encore que pour les prédictions à court terme (à un pas) [55, 109, 181]. Ce point est critique : la prédictabilité n'est pas nécessairement une mesure figée, et elle peut être de valeur variable en fonction de l'horizon de prédiction. De manière complémentaire, nous estimons que la prédictabilité n'est pas une mesure absolue mais dépend bien d'une tolérance sur l'erreur de prédiction, i.e. d'exigences de performances. Au final, nous la définissons comme suit (partie gauche de la Fig. 24).

La prédictabilité est la capacité d'une série de données TS à être prédite par un outil de modélisation M qui génère des prédictions sur un horizon temporel H avec un niveau de performance minimal L .

$$Pred(TS/M, H, L) = \exp \left| \ln\left(\frac{1}{2}\right) \cdot \frac{MFE_{TS/M}^H}{L} \right| \quad (8)$$

$$MFE_{TS/M}^H = \frac{1}{H} \cdot \sum_{i=1}^H e_i = \frac{1}{H} \cdot \sum_{i=1}^H (M^i - TS^i) \quad (9)$$

où MFE désigne la moyenne des erreurs de prédiction (Mean Forecast Error) entre les données réelles de TS et les valeurs prédites par l'outil M . La prédictabilité a une forme exponentielle (partie droite de la Fig. 24) et est d'autant plus grande ($max=1$) que MFE est faible. Une série de données TS est considérée prédictible si la valeur de prédictabilité est comprise entre 0.5 et 1, i.e., si MFE se situe entre 0 et la valeur limite L fixée.

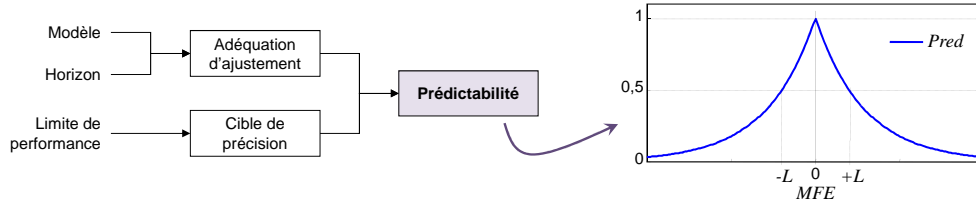


FIGURE 24 – Concept de prédictibilité

5.2 Sélection de descripteurs par la prédictibilité

Compte tenu de ce qui précède, nous proposons de compléter la phase de sélection de descripteurs en ne considérant que ceux qui réellement sont prédictibles par un outil de pronostic. Le synoptique de la Fig 25 résume les étapes nécessaires à cette fin.

Etant donné un ensemble de descripteurs extraits $F_{i=1\dots n}$ et de modèles de prédiction potentiels $M_{j=1\dots M}$, cette démarche vise à sélectionner les couples F_i/M_j à utiliser pour le pronostic. Dans cet esprit, extraction, sélection et prédiction de descripteurs doivent être menées de manière conjointes.

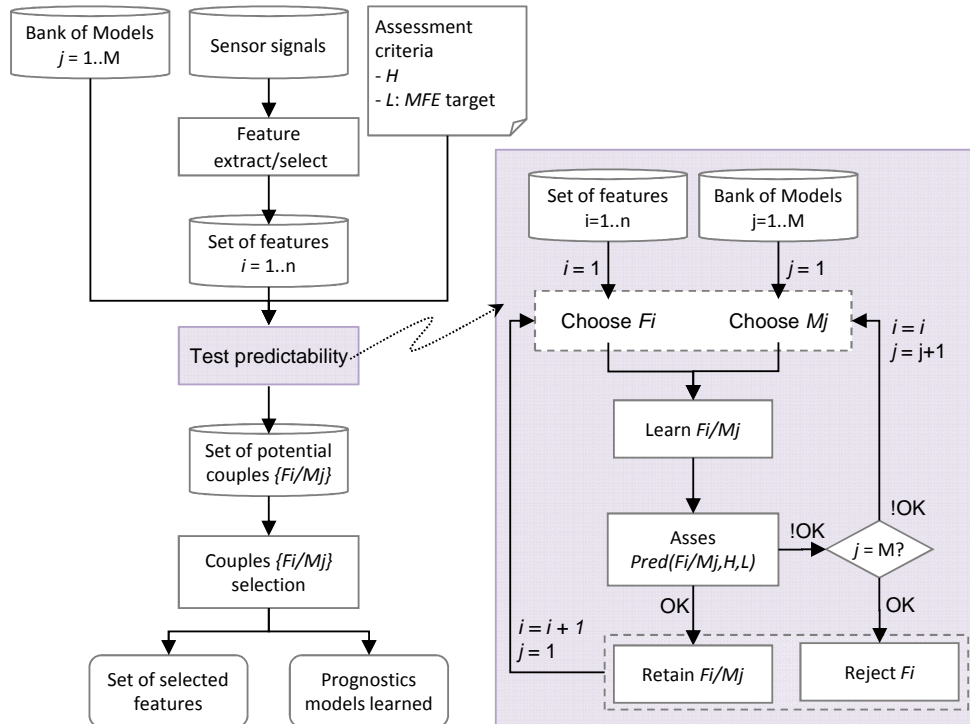


FIGURE 25 – Sélection de descripteurs prédictibles

6 Sélection de descripteurs - application et discussion

6.1 Données de tests : le PHM challenge 2008

Afin d'illustrer l'intérêt de l'approche de sélection de descripteurs par la prédictibilité, nous considérons une application réelle de PHM, proposée lors de la première conférence internationale IEEE PHM (2008).

Les données mises à disposition de la communauté [143, 175] portent sur le vieillissement d'un turboréacteur. Elles ont été générées (via le C-MAPSS - Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation - Fig 26) en simulant le comportement du réacteur à partir de conditions opérationnelles initiales différentes (et inconnues). Pour chaque simulation, les données sont constituées de 26 variables temporelles bruitées (descripteurs), auxquelles est corrélé le temps résiduel avant défaillance (RUL quantifié en heures ou en nombre de cycles). De ces 26 descripteurs, 8 sont retenus pour l'analyse de prédictibilité [165] ; nous les synthétisons dans le tableau 13.

Note : par souci de synthèse, nous nommerons cette application "TURBOFAN".

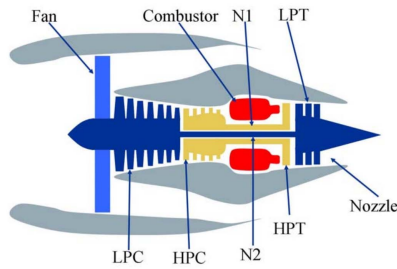


FIGURE 26 – Turboréacteur [65]

#	Descripteur	Unit.
2	Température LPC	°R
3	Température HPC	°R
4	Température LPT	°R
8	Vitesse rotation	rpm
11	Pression statique HPC	psia
13	Vitesse rotation corrigée	rpm
15	Bypass ratio (air)	–
17	Bleed Enthalpy	–

TABLE 13 – Descripteurs du C-MAPSS

6.2 Performances de l'approche de sélections de descripteurs

Nous quantifions ici la prédictibilité des 8 descripteurs mentionnés ci-avant (que nous notons {F1 - F8}). A cette fin et conformément au synoptique de la Fig. 25, nous construisons une banque de modèles prédictifs en utilisant deux types d'outils :

- un réseau de neurones artificiel (Artificial Neural Network - ANN) dont les paramètres sont identifiés par l'algorithme de Levenberg-Marquardt (un des plus efficaces [76]),
- une structure d'inférence neuro-floue, le Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) proposé par [97].

Le détail de ces deux outils prédictifs ne peut être donné ici ; nous résumons dans le tableau 14 le paramétrage choisi pour ces modèles.

TABLE 14 – TURBOFAN - paramétrages des outils prédictifs

Réseau de neurones ANN	Paramétrage
# Neur. couche - Entrée / Cachée / Sortie	3 / 5 / 1
Fonction d'activ. couche - Cachée / Sortie	sigmoïde / linéaire
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt
Réseau neuro-flou ANFIS	Paramétrage
# Neurones couche - Entrée / Sortie	3 / 1
Nombre / type fonctions appartenance	3 / Pi-shaped
# Règles / Type de FIS	27 / Sugeno du 1 ^{er} ordre
Algorithme d'apprentissage	Hybride : DG + MCR

Les simulations ont été réalisées à partir du dossier "*train – FD001.txt*" qui comprend les données de vie de 45 turboréacteurs, 40 desquelles ont été utilisées pour l'apprentissage, et 5 pour le test (la prédiction). Pour chaque couple "descripteur / modèle", la prédictibilité est calculée à tout horizon de prédiction H .

Considérons à titre illustratif la Fig. 27 sur laquelle sont représentés :

- partie haute : les résultats de prédiction du descripteur F5 (pour une série de test),
- partie basse : les résultats de prédictibilité en fonction du temps.

Il ne s'agit pas ici de comparer les performances de chacun des outils prédictifs, mais il apparaît clairement que ce descripteur F5 est bien plus prédictible par l'approche ANFIS que par le réseau de neurones.

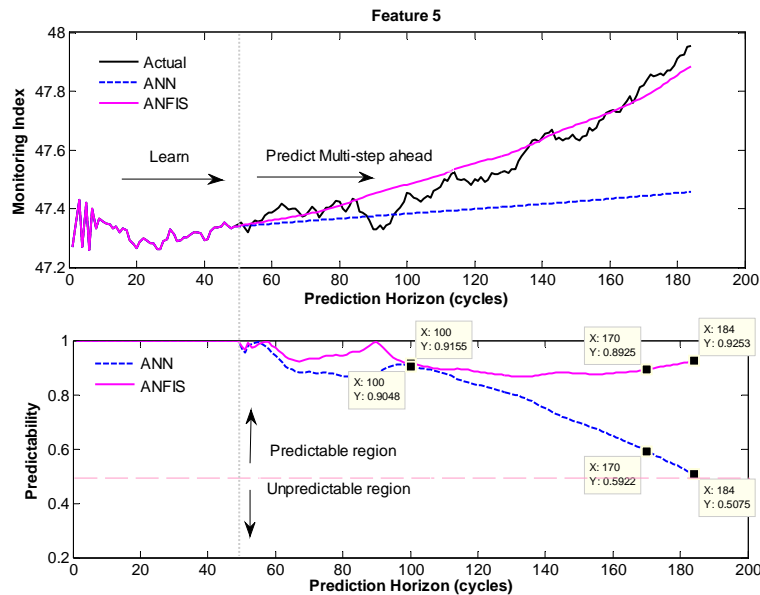
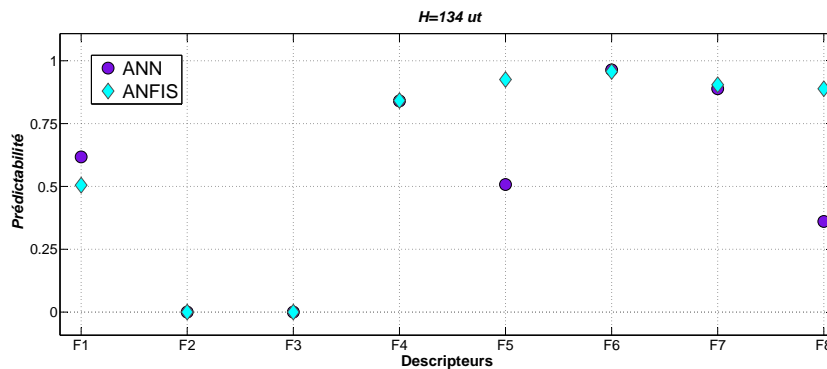


FIGURE 27 – TURBOFAN - prédiction du descripteur F5 et prédictibilité associée

Le tableau 15 synthétise les résultats obtenus pour l'ensemble des descripteurs F1 à F8 (pour $H = \{50, 120, 134\}$ ut). La Fig. 28 illustre les mesures de prédictabilité pour $H = 134$ ut. Quels que soient l'horizon de prédiction et l'outil choisi (ANFIS, ANN), les descripteurs F2 et F3 présentent de très mauvaises mesures de prédictabilité ; ils ne devraient pas être retenus pour le pronostic. Nous nous proposons d'examiner cela dans la section suivante.

TABLE 15 – TURBOFAN - prédictabilité des descripteurs F1 à F8

Descripteur	Outil	H=50	H=120	H=134
F1	ANFIS	0.934	0.606	0.504
	ANN	0.770	0.762	0.6173
F2	ANFIS	<i>0.005</i>	<i>0.0002</i>	<i>4.8e-05</i>
	ANN	<i>0.017</i>	<i>9.0e-06</i>	<i>4.6e-07</i>
F3	ANFIS	<i>0.0025</i>	<i>0.0025</i>	<i>5.2e-05</i>
	ANN	<i>0.0023</i>	<i>2.6e-14</i>	<i>3.09e-17</i>
F4	ANFIS	0.965	0.870	0.841
	ANN	0.982	0.876	0.840
F5	ANFIS	0.915	0.8925	0.925
	ANN	0.904	0.592	0.507
F6	ANFIS	0.943	0.9908	0.957
	ANN	0.947	0.995	0.963
F7	ANFIS	0.993	0.927	0.904
	ANN	0.966	0.907	0.888
F8	ANFIS	0.187	0.540	0.888
	ANN	0.970	0.637	0.360

FIGURE 28 – TURBOFAN - prédictabilité des descripteurs pour $H = 134$ ut

6.3 Impact de la démarche sur le pronostic

L'analyse menée en section précédente conduit à écarter F2 et F3, et à ne retenir que les descripteurs prédictibles $\{F1; F4 - F8\}$ pour le pronostic. Nous examinons ici le bien fondé de cette conclusion. Pour cela, nous estimons le RUL de chaque série de test en utilisant l'outil ANFIS comme prédicteur. Ce n'est pas l'objet de ce chapitre, mais la phase de classification (Fig. 14) est assurée en utilisant l'algorithme du "Fuzzy C-Mean" (FCM) [27]. Pour les simulations, les turboréacteurs sont supposés traverser 4 classes d'état de fonctionnement : nominal, dégradé, transitoire, et défaillant. Le RUL est défini comme étant le temps résiduel avant le passage de l'état transitoire à l'état défaillant.

La Fig. 29 illustre les estimations du RUL obtenues en considérant, d'une part, l'ensemble des descripteurs $\{F1 \text{ à } F8\}$ (partie haute), et d'autre part, les descripteurs prédictibles $\{F1; F4 - F8\}$ (partie basse). L'estimation du RUL est manifestement beaucoup plus précise dans le deuxième cas. Cette même conclusion peut être tirée sur l'ensemble des tests (tableau 16) ; l'approche de sélection de descripteurs basée sur la prédictibilité s'avère donc pertinente en regard du pronostic.

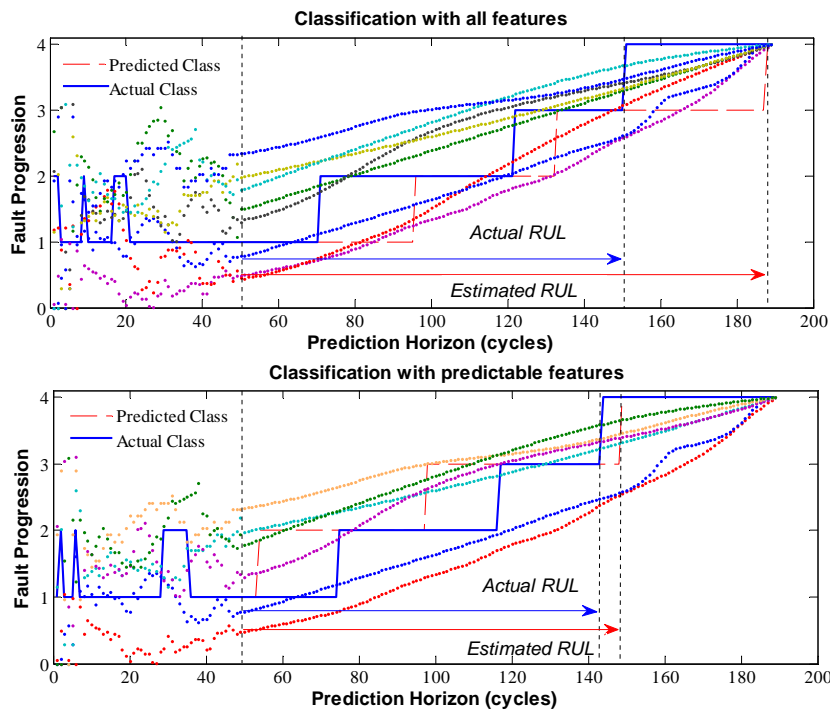


FIGURE 29 – TURBOFAN - estimation du RUL sur une série de test

TABLE 16 – TURBOFAN - erreur d'estimation du RUL avec ANFIS

Série de test	Tous les descripteurs	Descripteurs prédictibles
1	7.096 %	0.636 %
2	11.83 %	1.898 %
3	24.34 %	1.265 %
4	15.95 %	0.6211 %
5	1.324 %	0.632 %
Moy. % erreur	12,10 %	1,01 %

7 Synthèse partielle

Le pronostic orienté données vise à transformer des données brutes en informations utiles permettant d'estimer et de prédire l'état de fonctionnement du système à tout instant. Ceci suppose que des indicateurs de dégradation (descripteurs) sont bâtis à partir de grandeurs physiques mesurées (température, vibration, etc.). Aussi, la forme de ces descripteurs a un impact non négligeable sur les performances du système de pronostic. De ce point de vue, nous nous sommes attachés à travailler sur deux aspects.

- Nous avons proposé une nouvelle approche d'extraction de descripteurs à l'aide de fonctions trigonométriques et cumulatives. L'idée sous-jacente est de transformer les données brutes en indicateurs de santé monotones, facilitant ainsi, d'une part, la détection d'une tendance à la dérive, et d'autre part, les prédictions à long terme.
- En complément, nous avons proposé une métrique de "prédictabilité" permettant de corréliser les descripteurs et outils de prédiction. Sur cette base, nous avons défini une méthode de sélection des descripteurs : il est inutile de préserver des indicateurs de santé (même porteurs d'information pertinente) ne pouvant être extrapolés dans le temps.

Ce volet de travail a été essentiellement mené lors de l'encadrement des projets de fin d'études [PFE1, PFE2] et dans le cadre de la thèse [Doc3], et a été valorisé dans une revue internationale avec actes et comités de lecture, et quatre conférences internationales avec actes et comités de lecture (section 1.2.3, page 12 ; [R16], [C19, C21-C22, C26]).

Il n'en reste pas moins que les outils de pronostic doivent répondre à certaines exigences pour être viables et performants (cf. Fig. 12 page 49). C'est ce que nous discutons dans les deux chapitres suivants qui portent sur les étapes de prédiction du comportement, et de classification des états du système.

Chapitre 3

Contributions à l'optimisation du processus de prédiction



1	Motivations, objectifs et contributions	80
2	Systèmes connexionistes prédictifs à long terme	82
2.1	Formalisation et classes de prédicteurs	82
2.2	Applications et discussion	85
3	Prédiction par réseaux neuro-flous évolutifs	89
3.1	Proposition d'un outil de prédiction neuro-flou évolutif	89
3.2	Estimation <i>a priori</i> de l'erreur de prédiction	92
3.3	Critères de parcimonie et systématisation de l'approche	94
3.4	Application et discussion	95
4	Prédiction par réseaux de neurones "rapides"	96
4.1	Vers une combinaison des réseaux à ondelettes et de l'ELM	97
4.2	SW-ELM : Summation Wavelet-Extreme Learning Machine	97
4.3	Analyse des performances du SWELM	101
4.4	Applications à des problématiques de PHM et discussion	102
5	Synthèse partielle	106

1 Motivations, objectifs et contributions

Etant donné un ensemble de descripteurs extraits et sélectionnés (chapitre 2), nous nous intéressons ici à leurs prédictions par des outils connexionnistes (page 43), avec pour objectifs (Fig. 12 page 49) :

- de développer des approches de pronostic robuste et fiable,
- de tendre vers des approches génériques de pronostic.

Les principales contributions sont résumées dans le tableau 17 ; nous les introduisons ci-après.

▷ Vers la formalisation de l'approche

Les outils du type réseaux de neurones ou réseaux neuro-flous ont énormément été utilisés pour des applications de pronostic de par leur capacité à approximer des signaux non-linéaires. Cependant, beaucoup de travaux traitent de prédictions à court terme, ou ne sont pas suffisamment développés afin que le lecteur puisse comprendre comment le pronostic long terme est réalisé. Dans les faits, différentes topologies de systèmes et procédures d'apprentissage peuvent être utilisées, et les performances atteintes y sont intimement liées. Aussi, bien qu'il ne soit pas aisé de définir de façon certaine la manière de construire un système prédictif performant (cela dépend également de la nature des données manipulées), il existe de grandes tendances qu'il convient d'identifier et d'analyser. La section 2 discute cet aspect de formalisation de la prédiction long terme par outils connexionnistes.

▷ Vers la maîtrise de l'erreur de prédiction

Il est intuitif que l'erreur de prédiction doit être le plus faible possible. Ce n'est néanmoins pas le seul critère d'intérêt : nous jugeons souhaitable d'être à même de limiter la dispersion des prédictions au détriment, si nécessaire et dans une certaine mesure, de leurs valeurs. Une illustration de ce propos est proposée en Fig. 30 (partie gauche). Une autre problématique, liée à la précédente, est celle de la stabilité dans le temps de cette erreur de prédiction. Afin d'assurer une certaine généricité au système prédictif construit, sa "qualité" ne doit être que faiblement dépendante de l'horizon décisionnel pour lequel il est utilisé : les dégradations impactant les performances d'un système industriel sont par essence non déterministes et le modèle prédictif doit pouvoir être exploité à court ou moyen terme (Fig. 30, partie droite).

Nous avons consacré une grande part d'énergie à traiter ces aspects. Après avoir utilisé un peu naïvement les réseaux de neurones et les systèmes d'inférence floue, nous avons tâché d'en améliorer les performances de prédiction en les combinant avec des structures autorégressives. Bien qu'ayant fait l'objet de publications dans des revues internationales, ce travail ne nous semble pas le plus pertinent ; nous ne le présentons pas ici.

▷ Vers une systématisation de la génération du modèle de prédiction

La mise en œuvre des outils connexionnistes nécessite une expertise difficilement appréciable, et se base généralement sur des démarches du type "essais-erreurs" longues à

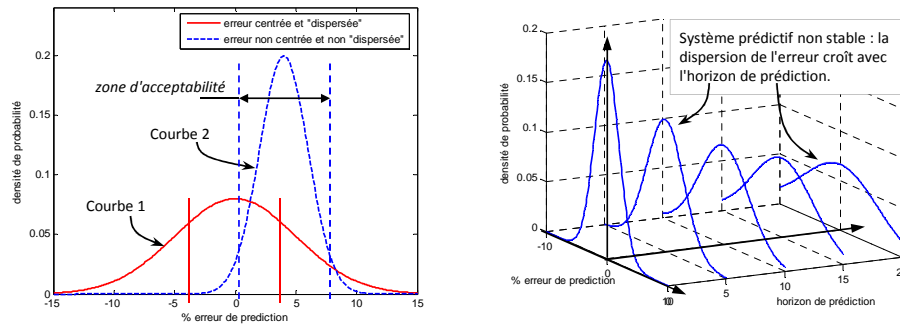


FIGURE 30 – Illustration de problèmes en lien avec l'erreur de prédiction

déployer, voire décourageantes. Nous avons cherché à réduire les hypothèses nécessaires lors de la construction de modèles prédictifs, et à minimiser l'impact des procédures d'initialisation aléatoire des modèles. Nous avons notamment proposé l'utilisation d'une approche neuro-floue évolutive dont les structures ne sont pas figées *a priori* mais dépendent d'exigences de performance de prédiction. Nous présentons cela dans la section 3.

▷ Vers un déploiement aisé de l'approche

Le pronostic orienté données se base sur une phase d'apprentissage qui, par essence, est incomplète ; il est illusoire d'espérer avoir rencontré et capitalisé une trajectoire de dégradation rigoureusement identique à celle en cours. Il convient donc de pousser les limites des outils prédictifs afin d'assurer l'intégration au modèle des nouvelles situations à mesure qu'elles sont observées. Ceci doit être fait dans un temps raisonnable. Nous avons ainsi développé un algorithme prédictif dont la convergence d'apprentissage est telle, que la structure du système de pronostic peut être réapprise en un temps minimal, donc autant de fois que nécessaire. Nous nous sommes pour cela basés sur une approche récente, le "Extreme Learning Machine". Ce volet de travail est développé en section 4.

TABLE 17 – Synthèse des contributions / prédiction

Problème	Besoin / prédiction	Contribution
Objectif : assurer la prédiction long terme des descripteurs		
1. Fiabiliser le pronostic	Générer des prédictions par outils connexionistes	Formalisation et analyse de la prédiction long terme (§ 2.)
	Réduire et quantifier l'erreur de prédiction	Combinaison de réseaux de neurones et d'outils statistiques
2. Améliorer la généricité	Minimiser les hypothèses nécessaires	Approche par systèmes neuro-flous évolutifs parcimonieux (§ 3.)
	Réduire le temps d'apprentissage	Approche par réseaux de neurones "rapides" (§ 4.)

2 Systèmes connexionistes prédictifs à long terme

Dans cette section, nous présentons et discutons les manières de réaliser des prédictions long terme à base d'outils connexionistes.

2.1 Formalisation et classes de prédicteurs

2.1.1 Approches d'approximation et apprentissage

Les systèmes connexionistes tels que les réseaux de neurones et neuro-flous sont des approximateurs universels visant à émuler une fonction entrées-sorties. Ce type de système est identifié moyennant une phase d'apprentissage. Considérons \mathbf{X} un ensemble de données d'entrée, \mathbf{Y} un ensemble de données de sortie, et $\Gamma(.)$ la fonction réelle gouvernant la loi d'entrée-sortie :

$$\mathbf{Y} = \Gamma(\mathbf{X}) \quad (10)$$

Un approximateur est utilisé afin d'estimer l'ensemble de sortie $\hat{\mathbf{Y}}$. La fonction réelle $\Gamma(.)$ est ainsi elle même approximée :

$$\hat{\mathbf{Y}} = \hat{\Gamma}(\mathbf{X}) \quad (11)$$

Cette loi estimée $\hat{\Gamma}(.)$ est obtenue grâce à la phase d'apprentissage. Considérons que $\hat{\Gamma}(.)$ peut être exprimée comme la combinaison d'une structure $f(.)$ et d'un ensemble de paramètres $[\theta]$, tous deux estimés en utilisant un algorithme d'apprentissage $La(.)$ qui vise à faire tendre le résidu $\epsilon = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}$ vers le vecteur nul.

$$\{f, [\theta]\} \leftarrow La(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \quad ; \quad \hat{\Gamma}(\cdot) = f([\theta]) \quad (12)$$

La loi d'entrées-sorties étant estimée, la fonction d'approximation peut finalement être exprimée comme suit.

$$\hat{\mathbf{Y}} = f(\mathbf{X}, [\theta]) \quad (13)$$

2.1.2 Adaptation à la prédiction long terme

Supposons désormais que l'ensemble des données d'entrée est l'extraction d'une série de données temporelle $\mathbf{S}_t = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$. Le problème de prédiction long terme (appelé ci-après "msp" pour "multi-steps ahead prediction") consiste à estimer un ensemble de valeurs futures de la série de données $\hat{\mathbf{X}}_{t+1 \rightarrow t+H}$. Conformément à l'éq. 11, cette approximation peut être formulée comme suit :

$$\hat{\mathbf{X}}_{t+1 \rightarrow t+H} = \widehat{msp}(\mathbf{X}_t) \quad (14)$$

où $\mathbf{X}_t \in \mathbf{S}_t$ est connu comme l'ensemble des régresseurs (exemple : $\mathbf{X}_t = [x_t, x_{t-1}, x_{t-2}]$).

Une approche de prédiction long terme \widehat{msp} peut être obtenue de différentes manières et en utilisant différents outils connexionistes (structure + algorithme d'apprentissage). A titre illustratif, considérons la partie gauche de la Fig. 31 ; n outils y apparaissent comme nécessaires pour réaliser l'approximation globale. Chacun a un ensemble d'entrées qui lui est propre \mathbf{X}^i , lesquelles peuvent être composées de régresseurs de la série de données à prédire, ou encore de valeurs estimées par un autre outil (ou les deux). L'approximation globale est une combinaison de sorties de fonctions locales :

$$\hat{\mathbf{X}}_{t+1 \rightarrow t+H} \in \hat{\mathbf{Y}}^1 \cup \hat{\mathbf{Y}}^2 \cup \dots \cup \hat{\mathbf{Y}}^n \quad (15)$$

Au final, il apparaît que la construction d'un système de prédiction long terme est un processus très flexible. De plus, les performances espérées sont conditionnées de diverses manières : taille de l'ensemble des régresseurs \mathbf{X}_t , horizon de prédiction final H , nature de la série de données, types de structure et d'apprentissage des outils connexionistes. Nous présentons et discutons cela ci-après.

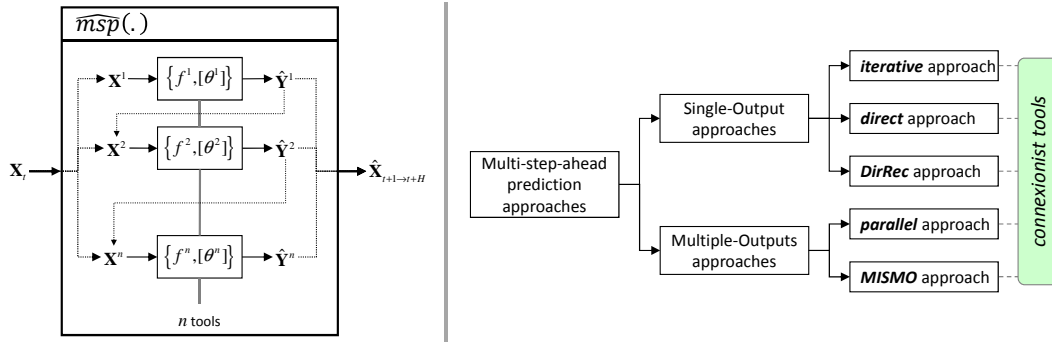


FIGURE 31 – Représentation et taxonomie des approches de prédiction long terme [74]

2.1.3 Taxonomie de prédicteurs long terme

Les approches de prédiction long terme par outils connexionistes peuvent être classées en deux catégories [24] : celles basées sur la combinaison d'outils à une seule sortie ("Iterative", "Direct", "DirRec"), et celles nécessitant des outils à sorties multiples ("Parallel", "MISMO"). Une illustration de cette taxonomie est donnée sur la partie droite de la Fig. 31. Nous introduisons les approches ici. Une représentation graphique de chacune est proposée en Fig. 32.

▷ Approche itérative ("Iterative")

Cette approche est la plus usuelle. Elle consiste en un simple outil connexioniste, paramétré afin de faire des prédictions à un pas \hat{x}_{t+1} . La valeur estimée est utilisée comme régresseur pour estimer la prédiction suivante et ainsi de suite jusqu'à ce que le long terme souhaité \hat{x}_{t+H} soit atteint. Cette approche est la plus simple à mettre en œuvre.

Elle peut cependant souffrir de la propagation des erreurs.

$$\hat{x}_{t+h} = \begin{cases} \text{if } h = 1, f^1(x_t, \dots, x_{t+1-p}, [\theta^1]) \\ \text{elseif } h \in \{2, \dots, p\}, \\ f^1(\hat{x}_{t+h-1}, \dots, \hat{x}_{t+1}, x_t, \dots, x_{t+h-p}, [\theta^1]) \\ \text{elseif } h \in \{p+1, \dots, H\}, \\ f^1(\hat{x}_{t+h-1}, \dots, \hat{x}_{t+h-p}, [\theta^1]) \end{cases} \quad (16)$$

▷ Approche directe ("Direct")

Cette approche est la combinaison de H outils paramétrés afin de prédire \hat{x}_{t+h} , avec $h \in [1, H]$. Tous les prédicteurs utilisent le même ensemble d'entrée. Chaque outil est ainsi dédié à un horizon de prédiction propre. En revanche, les dépendances temporelles entre variables s'en trouvent perdues. Aussi, l'implémentation de cette approche n'est pas aisée [37].

$$\begin{cases} \hat{x}_{t+1} = f^1(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t+1-p}, [\theta^1]) \\ \dots \\ \hat{x}_{t+h} = f^h(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t+1-p}, [\theta^h]) \\ \dots \\ \hat{x}_{t+H} = f^H(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t+1-p}, [\theta^H]) \end{cases} \quad (17)$$

▷ Approche "DirRec"

Cette approche a été introduite par [179]. Elle est très similaire à l'approche "Iterative" à ceci près que chaque pas de prédiction est assuré par un prédicteur différent. Par suite, l'apprentissage en est grandement changé : chaque outil ($\{f^1, [\theta^1]\}, (\{f^2, [\theta^2]\}, \dots)$) doit être paramétré séquentiellement. Selon [187], malgré la duplication des prédicteurs, cette approche souffre également de la propagation des erreurs.

$$\hat{x}_{t+h} = \begin{cases} \text{if } h = 1, f^h(x_t, \dots, x_{t+1-p}, [\theta^h]) \\ \text{elseif } h \in \{2, \dots, p\}, \\ f^h(\hat{x}_{t+h-1}, \dots, \hat{x}_{t+1}, x_t, \dots, x_{t+h-p}, [\theta^h]) \\ \text{elseif } h \in \{p+1, \dots, H\}, \\ f^h(\hat{x}_{t+h-1}, \dots, \hat{x}_{t+h-p}, [\theta^h]) \end{cases} \quad (18)$$

▷ Approche parallèle ("Parallel")

L'approche "Parallel" consiste en un prédicteur à sorties multiples : un seul outil réalise l'ensemble des prédictions (de $t = 1$ à $t = H$). En terme de temps de calcul, elle est donc particulièrement intéressante [91]. Néanmoins, selon la littérature, l'approximation de l'ensemble des sorties peut conduire à de grandes erreurs de prédiction [152].

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{t+1 \rightarrow t+H} &= [\hat{x}_{t+1}, \dots, \hat{x}_{t+H}] \\ &= f(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t+1-p}, [\theta]) \end{aligned} \quad (19)$$

▷ Approche "MISMO"

L'approche MISMO (Multiple-Input Several Multiple-Outputs) est la combinaison de m prédicteurs à sorties multiples, dont le nombre est défini par un paramètre s [24] : lorsque $s = 1$ / $s = H$, MISMO est équivalente à l'approche "Direct" / "Parallel". Il s'agit donc d'une approche flexible mais délicate à mettre en œuvre et coûteuse en temps de calcul.

$$\begin{aligned}\widehat{\text{OUT}}^k &= [\hat{x}_{t+ks}, \dots, \hat{x}_{t+(k-1)s+1}] \\ &= f^k(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t+1-p}, [\theta^k])\end{aligned}\quad (20)$$

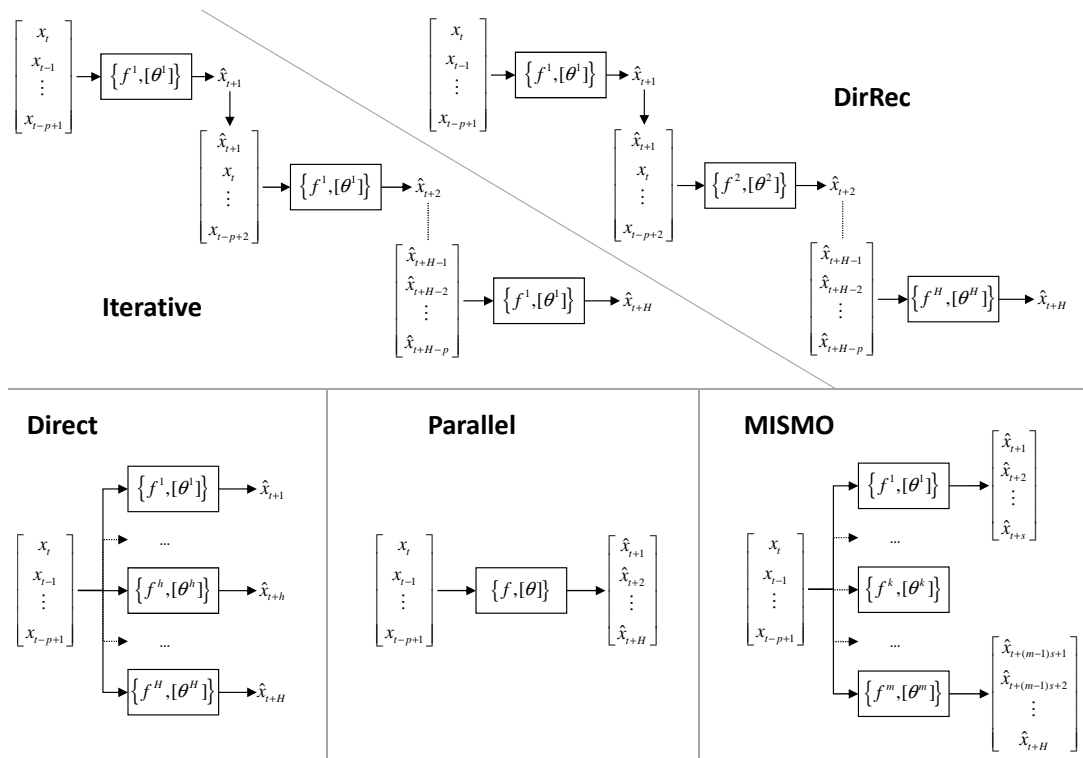


FIGURE 32 – Schématisation des approches de prédiction long terme

2.2 Applications et discussion

Compte tenu de la variété d'approches de prédiction long terme possibles, nous nous sommes attachés à examiner plus attentivement leurs performances respectives afin de déterminer quelle type de démarche adopter pour des applications de PHM. Notre analyse s'est principalement appuyée sur deux séries de tests :

- l'une portant sur un benchmark de prédiction (NN3 Competition),
- l'autre sur l'application de PHM "TURBOFAN" présentée précédemment (page 73).

2.2.1 Tests sur la compétition NN3

▷ Données de tests

La compétition NN3 est un challenge de prédiction organisé afin de tester et comparer les performances de prédiction de méthodes de "machine learning", notamment les réseaux de neurones [4]. L'intérêt d'utiliser les données mises à disposition réside dans la quantité des séries temporelles disponibles (111) et leur diversité (cf. à titre illustratif la Fig. 33).

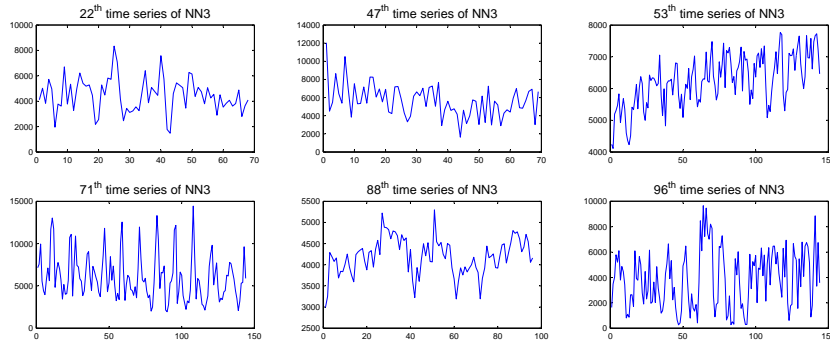


FIGURE 33 – Séries de données de la NN3 compétition (choisies aléatoirement)

▷ Nature des tests

Les tests ont été réalisés sur les 111 séries de données en utilisant comme outil de base un système neuro-flou (présenté en section 3). Conformément à ce qui avait été défini pour la NN3 compétition, les 18 dernières valeurs de chaque série de test ont été prédites ($H = 18$). Afin d'étudier l'influence éventuelle des entrées sur la prédiction, chaque approche a été simulée en faisant varier le nombre de régresseurs de 1 à 5 (valeur de p dans les eq. 16-20). Enfin, deux critères de comparaison ont été retenus :

- *précision de l'approche*. Les performances de prédiction ont été appréciées grâce à la moyenne quadratique de l'erreur (RMSE),
- *complexité de l'approche*. La difficulté de mise en œuvre des approches a été évaluée en mesurant le temps cumulé de calcul nécessaire pour manipuler les 111 séries de données, faire l'apprentissage et prédire les données manquantes.

▷ Résultats de tests

Les résultats de tests¹ sont illustrés sur la Fig. 34. Quel que soit le nombre de régresseurs, l'approche MISMO est systématiquement la plus performante en termes de précision des prédictions, puis les approches "Direct" et "Parallel". L'approche itérative est la plus médiocre. Une analyse plus avancée des résultats de l'approche MISMO permet de conclure que le RMSE le plus faible est atteint lorsque le paramètre $s = 18$; une telle structure correspondant en réalité à l'architecture de l'approche "Parallel" (cf. page 85).

Les approches "Iterative" et "Parallel" sont équivalentes en termes de complexité, avec des temps de calcul largement inférieurs à ceux des autres approches. Ce sont ainsi les

1. Les résultats complets sont synthétisés dans [74].

plus indiquées dans une perspective d'implémentation en ligne pour du pronostic. A l'inverse, l'approche MISMO présente un temps de calcul jusqu'à 37 fois plus grand. En définitive, l'optimisation conjointe des deux critères (précision des prédictions et complexité) ne semble pas possible. L'approche "Parallel" est celle offrant le meilleur compromis.

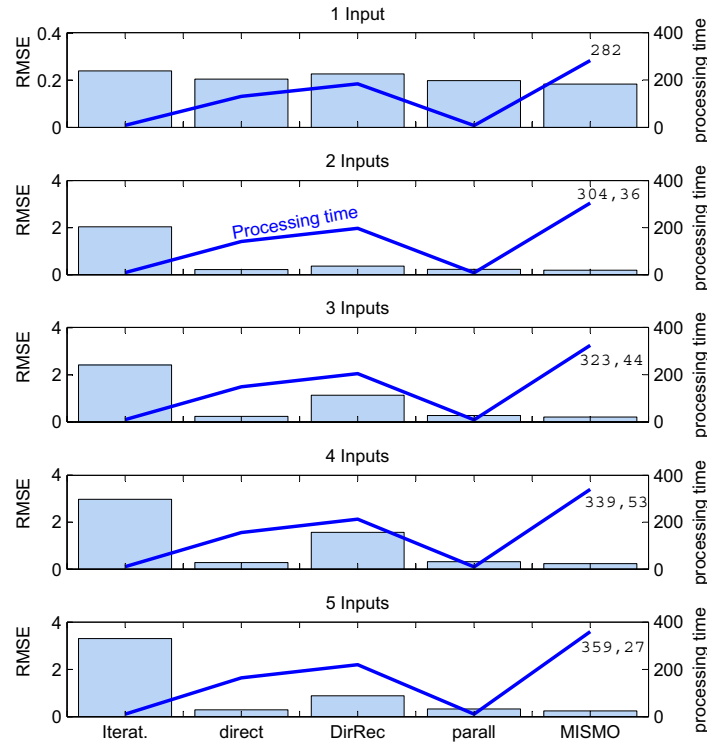


FIGURE 34 – NN3 - RMSE versus temps de calcul

2.2.2 Tests sur l'application TURBOFAN

▷ Données de tests

Cette deuxième série de tests a été menée sur les données du PHM Challenge 2008 décrites au chapitre précédent (TURBOFAN, page 73), qui présentent une tendance reflétant la progression de la dégradation (Fig. 35).

▷ Nature des tests

Les prédictions ont été réalisées en utilisant les 8 descripteurs du tableau 13 (page 73), avec pour chaque simulation, l'ensemble d'entrées suivant : deux régresseurs $x(t)$ et $x(t-1)$, et le temps t . L'apprentissage a été assuré en considérant 40 trajectoires de dégradation, et les tests ont été menés sur 15 autres séries avec un horizon de prédiction de 80 unités de temps ($H = 80$: de $t = 51$ à $t = 130$ ut). Compte tenu de la faible vrais-

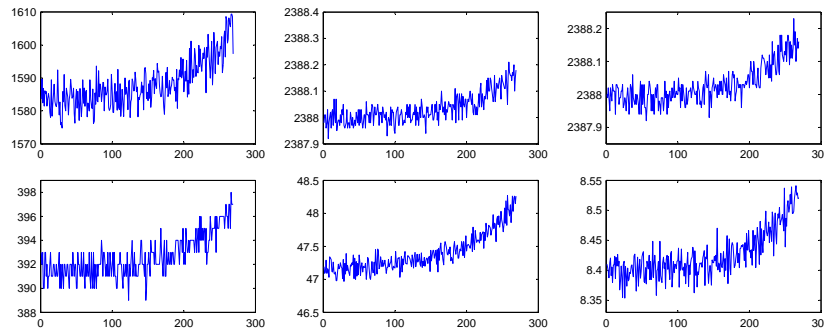


FIGURE 35 – Séries de données de l'application TURBOFAN (choisies aléatoirement)

semblance quant à l'utilisation de l'approche MISMO pour des applications de PHM (difficultés d'implémentation), elle n'a pas été considérée pour les tests, de même que l'approche "DirRec" qui ne présente d'intérêt ni du point de vue de la précision, ni de celui de la complexité. Les simulations ont donc été circonscrites aux approches "Iterative", "Direct" et "Parallel".

► Résultats de tests

Le tableau 18 résume les performances de prédiction pour les 15 séries de test.

Les résultats obtenus convergent avec les conclusions tirées des tests sur les données NN3 ; en termes de précision, les approches "Direct" et "Parallel" ne présentent pas de différence majeure, mais la première est bien plus longue à déployer (jusqu'à 120 fois). L'approche "Iterative" constitue quant à elle une forme de compromis, sans pour autant atteindre les performances de l'approche "Parallel".

Malgré tout, il convient de souligner un dernier point. L'approche "Iterative" est la seule pouvant être mise en œuvre sans que l'utilisateur n'est à prédéfinir l'horizon maximal de prédiction H . En d'autres termes, cette approche est la seule pour laquelle une estimation du RUL est systématiquement possible. Cet aspect est illustré sur la Fig. 36.

Au final, même si l'approche "Parallel" semble être la plus performante, elle n'est viable que lorsqu'un ordre de grandeur du temps résiduel avant défaillance est possible *a priori* (afin de définir H). Nous avons ainsi retenu l'approche "Iterative" dans la suite des travaux (sections suivantes).

TABLE 18 – TURBOFAN - Synthèse des performances de prédiction

Approche	RMSE	μ_e	σ_e	Tps. calcul (s)
"Iterative"	0.04601	-0.00985	0.04496	384.74
"Direct"	0.02658	+0.00404	0.02628	15923.32
"Parallel"	0.02504	+0.00409	0.02471	133.26

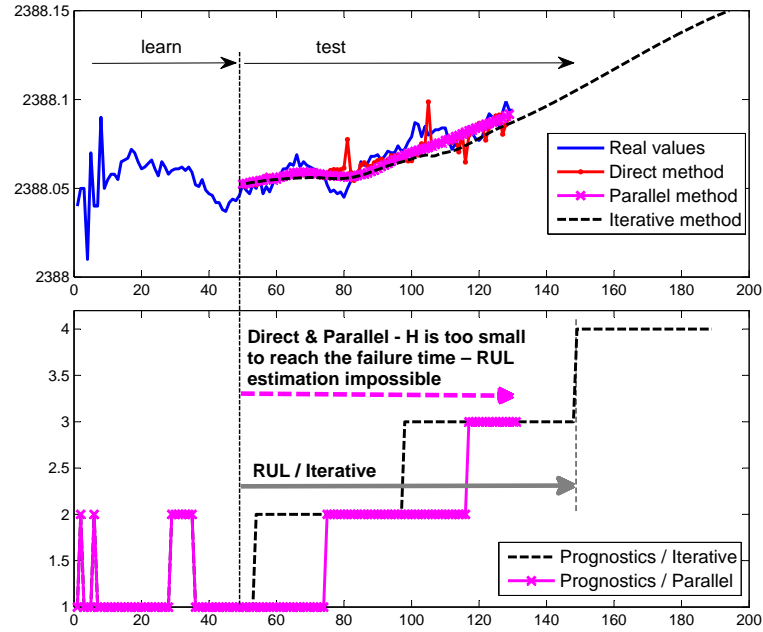


FIGURE 36 – TURBOFAN - Classification d'état et estimation du RUL

3 Prédiction par réseaux neuro-flous évolutifs

Cette section porte sur la proposition de systèmes neuro-flous pour la prédiction des descripteurs de systèmes vieillissants. Dans l'ensemble des travaux menés, nous choisissons de restituer trois aspects :

- les fondements théoriques permettant de justifier la démarche (§ 3.1),
- le développement d'une technique d'estimation de l'erreur de prédiction (§ 3.2),
- la proposition d'une méthode (basée sur un critère de parcimonie) pour systématiser l'approche et la rendre plus générique (§ 3.3).

Nous donnons enfin quelques résultats d'application afin de discuter des performances de l'approche développée (§ 3.4).

3.1 Proposition d'un outil de prédiction neuro-flou évolutif

Selon la littérature, les modèles flous de type Takagi-Sugeno (TS) du premier ordre présentent de bonnes capacités à prédire les phénomènes non-linéaires tels que les dégradations [57, 58, 187, 194, 196, 197, 200]. Nous nous sommes basés sur ce constat et avons proposé une structure évolutive pour la prédiction ; cette solution permet d'apprendre les situations à mesure qu'elles apparaissent et étend ainsi l'applicabilité de l'approche.

► Systèmes Takagi-Sugeno du premier ordre

Un système TS du premier ordre peut être perçu comme une structure multi-modèles, composée de modèles linéaires qui ne sont pas nécessairement indépendants [10] : 1) l'espace des entrées est partitionné par logique floue, 2) une règle floue est assignée à chaque région de l'espace des entrées et donne une approximation locale linéaire de la sortie, 3) la sortie finale est la combinaison de toutes ces règles. La Fig. 37 illustre ce principe. Formellement, les règles réalisent une combinaison des entrées comme suit.

$$\begin{aligned} R_i : & \text{Si } x_1 \text{ is } A_i^1 \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ is } A_i^n \\ \text{Alors } & y_i = a_{i0} + a_{i1}x_1 + \dots + a_{in}x_n \end{aligned} \quad (21)$$

où R_i est une règle floue ($i \in [1, N]$), $\mathbf{X}_n = [x_1, \dots, x_n]^T$ est le vecteur d'entrée, A_i^j dénote les sous-ensembles flous antécédents, $j = [1, n]$, y_i est la sortie du $i^{\text{ème}}$ sous-système linéaire et a_{il} ses paramètres, $l = [0, n]$.

Des sous-ensembles flous gaussiens (A_i^j) sont généralement considérés afin de définir les régions des règles floues dans lesquelles les modèles locaux linéaires sont valides :

$$\mu_i^j = \exp^{-(4\|x - x^{i*}\|_j)/(\sigma_i^j)^2} \quad (22)$$

avec x^{i*} et σ_i^j les paramètres de la fonction d'appartenance. Les degrés d'implication des règles floues initiaux et normalisés (τ_i et λ_i) peuvent être définis comme suit.

$$\tau_i = \mu_i^1(x_1) \times \dots \times \mu_i^n(x_n), \quad \lambda_i = \tau_i / \sum_{v=1}^N \tau_v \quad (23)$$

Au final, la sortie du modèle est la moyenne pondérée de la contribution des règles individuelles. En notant $\pi_i = [a_{i0}, \dots, a_{in}]$ le vecteur de paramètres du $i^{\text{ème}}$ sous-modèle, et $\mathbf{X}_e = [1 \ \mathbf{X}_n^T]^T$ le vecteur de données étendu, la sortie est exprimée par :

$$y = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{X}_e^T \pi_i \quad (24)$$

La fonction d'approximation d'une structure TS du premier ordre est ainsi une formalisation particulière de l'éq. 13 (page 82). Toutes les approches de prédiction long terme formalisées en section 2 peuvent donc lui être adaptées.

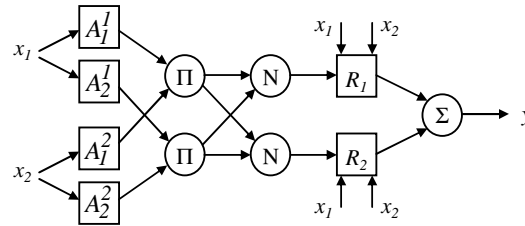


FIGURE 37 – Exemple de système Takagi-Sugeno du premier ordre

► Procédures d'apprentissage

Toute structure TS du premier ordre comprend 2 classes de paramètres qui doivent être identifiés pour assurer l'approximation souhaitée :

- l'ensemble des paramètres non-linéaires des fonctions d'appartenance (éq. 22). Ces paramètres sont appelés prémisses ou antécédents,
- l'ensemble des paramètres linéaires formant la partie conséquente de chaque règle (a_{il} dans l'éq. 21).

Les paramètres linéaires (conséquents) sont généralement ajustés par un algorithme des moindres carrés récurrents. En revanche, les méthodes d'optimisation des antécédents sont diverses. [61] propose de faire cela manuellement. Un algorithme de descente du gradient est parfois suggéré (comme dans le cas particulier du système ANFIS [97]), ou encore des algorithmes génétiques [11]. Cependant, toutes ces approches supposent une structure d'inférence floue fixe et surtout, prédéfinie par l'utilisateur. Des algorithmes de partitionnement (clustering) sont ainsi parfois retenus [182, chap. 17]. Cependant, ce type d'approche peut souffrir du manque de données d'apprentissage ; les performances de prédiction sont dépendantes du partitionnement réalisé. Nous avons ainsi considéré les structures évolutives [10, 111, 112] qui permettent de mettre à jour la structure d'inférence à mesure que de nouvelles données sont observées (et pas simplement de mettre à jour les paramètres). Ce type de prédicteur est ainsi très indiqué dans des applications de pronostic pour lesquelles la base d'apprentissage ne peut être exhaustive à l'instant initial.

▷ Prédicteur évolutif exTS

Plus particulièrement, nous proposons d'utiliser le système exTS (evolving extended TS system) introduit par [10, 12]. L'architecture de l'exTS a ceci de particulier que le nombre de règles est égal au nombre de sous-ensembles flous par entrée, qui lui même est adapté par un algorithme de clustering évolutif. L'utilisateur n'a ainsi pas à se préoccuper de la structure d'inférence. Le détail de la procédure d'apprentissage ne peut être donné ici. Retenons cependant que les paramètres conséquents sont ajustés par l'algorithme des moindres carrés récurrents : à chaque pas d'apprentissage k , l'éq. 24 devient :

$$\hat{y}_{k+1} = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{X}_e^T \pi_i = \psi_k^T \hat{\theta}_k \quad (25)$$

où $\psi_k^T = [\lambda_1 x_1^T, \dots, \lambda_n x_n^T]^T$ est le vecteur des entrées pondérées et $\hat{\theta}_k = [\hat{\pi}_1^T, \dots, \hat{\pi}_N^T]^T$ est une estimation des paramètres linéaires des sous-modèles.

Par ailleurs, on montre que le système exTS est, si l'apprentissage est suffisant, un prédicteur non biaisé dont la densité d'estimation peut être évaluée en supposant une erreur de prédiction suivant une loi normale qui tend vers un bruit blanc :

$$\begin{aligned} e(t+1) &= \nu(t+1) \quad : \quad N(0, \sigma^2 = s^2 + \psi_t^T C_t \psi_t) \\ s^2 &= \sum_{k=1}^t (y(k) - \hat{y}(k))^2 / (t - d) \quad ; \quad d = \dim(\hat{\theta}_t) \\ \tilde{y}(t+1) &: \hat{y}(t+1) + e(t+1) = \hat{y}(t+1) + \nu(t+1) \\ \tilde{y}(t+1) &: N(\hat{y}(t+1), \sigma^2 = s^2 + \psi_t^T C_t \psi_t) \end{aligned} \quad (26)$$

3.2 Estimation *a priori* de l'erreur de prédiction

▷ Densité de prédiction à un pas

Le système exTS est composé de plusieurs modèles linéaires. Cette caractéristique présente de l'intérêt pour propager l'erreur de prédiction. Supposons par exemple un système bâti avec deux régresseurs et composé de deux règles :

$$\begin{aligned}\hat{y}(t) &= \lambda_1.(\hat{a}_1.y(t-1) + \hat{b}_1.y(t-2) + \hat{c}_1) + \lambda_2.(\hat{a}_2.y(t-1) + \hat{b}_2.y(t-2) + \hat{c}_2) \\ \hat{y}(t) &= \lambda_1\hat{c}_1 + \lambda_2\hat{c}_2 + (\lambda_1\hat{a}_1 + \lambda_2\hat{a}_2).y(t-1) + (\lambda_1\hat{b}_1 + \lambda_2\hat{b}_2).y(t-2) \\ \hat{y}(t) &= \mu + \phi_1.y(t-1) + \phi_2.y(t-2)\end{aligned}\quad (27)$$

Par suite et compte tenu de l'éq. 26, la densité de probabilité de la sortie est :

$$\tilde{y}(t) = \mu + \phi_1.y(t-1) + \phi_2.y(t-2) + \nu(t) \quad (28)$$

que l'on peut généraliser à tout système exTS :

$$\tilde{y}(t) = \mu + \phi_1.y(t-1) + \dots + \phi_p.y(t-p) + \nu(t) \quad (29)$$

qui peut être simplifié en introduisant un opérateur de retard $L^m y(t) = y(t-m)$:

$$\begin{aligned}\tilde{y}(t) &= \mu + \phi_1.y(t-1) + \dots + \phi_p.y(t-p) + \nu_t \Leftrightarrow \\ \tilde{y}(t) - \phi_1 L \tilde{y}(t) - \dots - \phi_p L^p \tilde{y}(t) &= \mu + \nu_t \Leftrightarrow \\ \Phi(L) \tilde{y}(t) &= \mu + \nu_t\end{aligned}\quad (30)$$

où, $\Phi(L)$ est un polynôme de degré p . En introduisant $\omega(L) = \Phi(L)^{-1}$, l'éq. 30 devient :

$$\tilde{y}(t) = \Phi(L)^{-1} \mu + \Phi(L)^{-1} \nu(t) = K + \Phi(L)^{-1} \nu(t) = K + \omega(L) \nu(t) \quad (31)$$

Compte tenu que toute fonction polynômiale peut être exprimée en séries entières, il existe un moyen de formuler $\omega(z) = \sum_{i=0}^{\infty} \omega_i z^i$, où z est l'opérateur de retard. Par suite :

$$\tilde{y}_t = K + \left(\sum_{i=0}^{\infty} \omega_i z^i \right) \nu_t = K + \sum_{i=0}^{\infty} \omega_i . z^i \nu_t = K + \sum_{i=0}^{\infty} \omega_i \nu_{t-i} \quad ; \quad \omega_0 = 1 \quad (32)$$

Finalement, la sortie de l'exTS est la combinaison de termes indépendants et de bruits, et la densité de prédiction peut être obtenue en déterminant les coefficients ω_i comme suit (de manière récursive et avec $\Phi.\omega = 1$).

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega_0 = 1 \\ \omega_1 + \phi_1 = 0 \\ \omega_2 + \phi_1 \omega_1 + \phi_2 = 0 \\ \vdots \\ \omega_n + \phi_1 \omega_{n-1} + \dots + \phi_{n-1} \omega_1 + \phi_n = 0 \\ \vdots \\ \omega_{H-1} + \phi_{H-1} \omega_{H-2} \dots \phi_{H-2} \omega_{H-p} + \phi_p \omega_{H-1} = 0 \end{array} \right. \quad (33)$$

▷ Densité de prédictions long terme

Reprenons la formulation de l'éq. 32 pour une prédiction à horizon H , et définissons la prédiction optimale :

$$\begin{aligned}\tilde{y}(t+H) &= K^H + \sum_{i=0}^{+\infty} \omega_i^H \nu(t+H-i) \\ y^*(t+H) &= K^H + \sum_{i=H}^{+\infty} \omega_i^H \nu(t+H-i)\end{aligned}\quad (34)$$

L'erreur de prédiction peut être formulée par :

$$e(t+H) = \tilde{y}(t+H) - y^*(t+H) = \sum_{i=0}^{H-1} \omega_i^H \nu(t+H-i) \quad (35)$$

Compte tenu que $\forall H, \nu(t+H)$ est un bruit blanc de moyenne 0, la moyenne de l'erreur de prédiction est également 0, et la densité de probabilité de l'erreur de prédiction suit une loi normale, de même que celle de l'estimation de la sortie :

$$e(t+H) \approx N(0, \sigma_{e(t+H)}^2) ; \sigma_{e(t+H)}^2 = \sigma^2 \sum_{i=0}^{H-1} (\omega_i^H)^2 \quad (36)$$

$$\tilde{y}(t+H) \approx N\left(\hat{y}(t+H), \sigma_{e(t+H)}^2 = \sigma^2 \sum_{i=0}^{H-1} (\omega_i^H)^2\right) \quad (37)$$

Un intervalle de prédiction pour un niveau de confiance $1 - \alpha$ peut finalement être construit. Une illustration est proposée en Fig. 38. Ce cas correspond à la simulation d'un processus chimique conduisant à la défaillance de circuits imprimés [138].

$$\hat{y}(t+H) \pm u_{1-\frac{\alpha}{2}} \sigma \sqrt{\sum_{i=0}^{H-1} (\omega_i^H)^2} \quad (38)$$

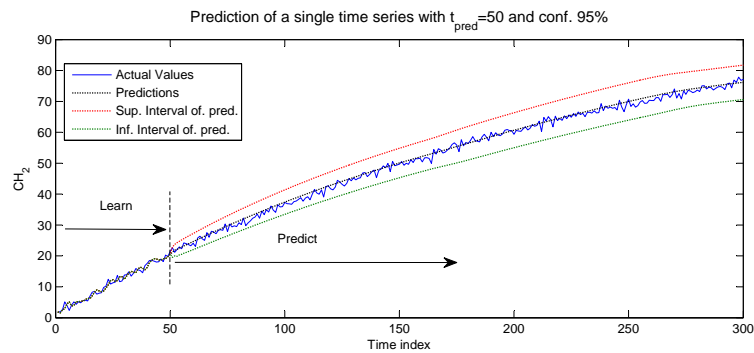


FIGURE 38 – Exemple de prédiction long terme et intervalle de confiance par exTS

3.3 Critères de parcimonie et systématisation de l'approche

Si la structure et les paramètres sont ajustés lors de l'apprentissage, l'utilisateur doit tout de même définir les entrées du système exTS : quel est l'ensemble de régresseurs adéquat ? En conséquence de cela, l'architecture du système est plus ou moins complexe et les performances de prédiction plus ou moins satisfaisantes. Or, tel que conclu en section 2.2, il n'est pas possible d'optimiser conjointement ces deux critères, et la mise au point d'un modèle prédictif peut être longue (essais-erreurs). Nous proposons ici de définir une procédure de génération automatique d'un système présentant un bon compromis entre complexité et aptitude d'approximation / prédiction. L'approche est basée sur l'utilisation de mesures de parcimonie.

▷ Complexité du système exTS

Compte tenu que le nombre de règles est égal au nombre de fonctions d'appartenance par entrées, il s'ensuit que le nombre de paramètres linéaires peut être exprimé par la relation $nb_l = N \times (n + 1)$, avec N le nombre de règles et n le nombre d'entrées. Les fonctions d'appartenance floues étant gaussiennes, elles comprennent chacune 2 paramètres, si bien que le nombre de paramètres non-linéaires est $nb_{nl} = 2 \times n \times N$. au final, le nombre total de paramètres d'un système exTS est défini par l'expression suivante. Il peut être interprété comme un critère de complexité.

$$p = \dim(\theta) = nb_l + nb_{nl} = N(3 \times n + 1) \quad (39)$$

▷ Critères de parcimonie

Un critère de parcimonie est une formulation mathématique du compromis entre la complexité et la qualité des prédictions d'un modèle [8]. Un tel critère est donc basé sur deux aspects : le nombre de paramètres à ajuster (p), et une fonction de coût qui traduit la précision des estimations (L). En supposant S le nombre d'échantillons utilisés pour l'apprentissage, la fonction de coût la plus usuelle est l'erreur quadratique moyenne :

$$L = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (y - \hat{y})^2 \quad (40)$$

Plusieurs critères de parcimonie peuvent être trouvés dans la littérature : le "Akaike Information Criterion" (AIC), le "Rissanen's Minimum Description Length" (MDL), le "Final Prediction Error" (FPE) ou le "Bayesian Information Criterion" (BIC) :

$$\begin{aligned} AIC &= S \times \log(L) + 2 \times p \\ MDL &= (1 + [p \times \log(L)]/S) \times L \\ FPE &= [(S + p)/(S - p)] \times L \\ BIC &= -2 \times \log(L) + p \times \log(S) \end{aligned} \quad (41)$$

Ces critères de parcimonie sont imaginés afin de pondérer l'importance des deux aspects "complexité" et "précision" (Fig. 39) ; ils permettent d'ordonner différents modèles de prédiction, le plus adéquat étant celui dont le critère de parcimonie est le plus faible.

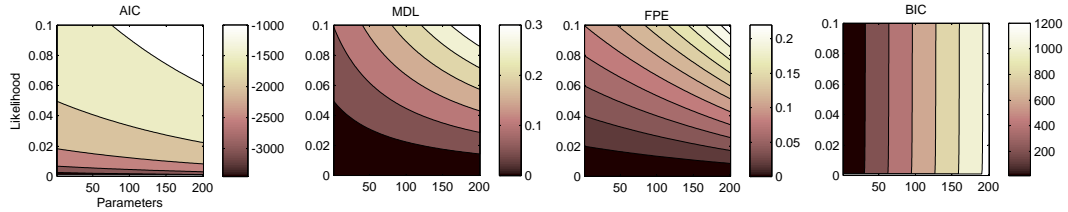


FIGURE 39 – Evolution de critères de parcimonie

▷ Génération automatique du prédicteur

Tel que spécifié dans l'éq. 14 (page 82), il est nécessaire de définir l'ensemble des régresseurs du système prédictif et de nombreux modèles peuvent donc être construits. Nous proposons de sélectionner celui dont le critère de parcimonie est le plus satisfaisant. Cette procédure est illustrée sur la Fig. 40.

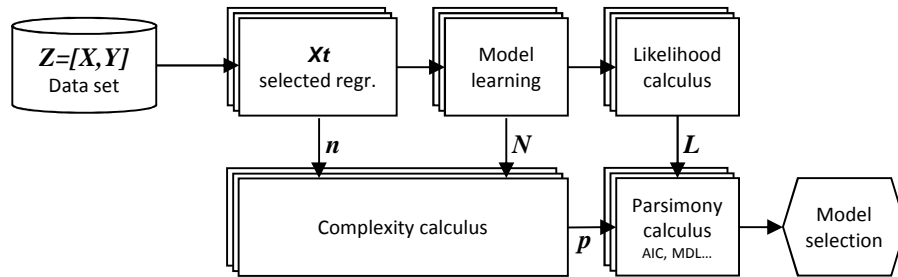


FIGURE 40 – Génération du prédicteur par analyse du critère de parcimonie

3.4 Application et discussion

Nous illustrons ici la prédiction long terme par réseau neuro-flou évolutif. Les tests ont été menés sur les données du PHM Challenge 2008 décrites au chapitre précédent (TURBOFAN, page 73), en utilisant les 8 descripteurs du tableau 13 (page 73). Pour chaque descripteur, l'ensemble des entrées (les régresseurs) a été déterminé en utilisant la procédure de génération automatique d'un prédicteur basée sur le critère *AIC*.

La Fig. 41 (partie haute) illustre le principe de parcimonie sur le premier descripteur : complexité et précision ne peuvent être obtenues conjointement et il est donc nécessaire de rechercher un compromis. Ce compromis reste tout à fait satisfaisant en terme de prédiction pour le pronostic comme l'illustre la Fig. 41 (partie basse). Au final, le tableau 19 synthétise les résultats obtenus pour l'ensemble des descripteurs.

Notons finalement que l'approche de prédiction long terme par réseau neuro-flou évolutif est en accord avec notre objectif de réduction de l'impact de l'expertise : le prédicteur est construit sans connaissance *a priori*, et sans que l'utilisateur n'ait à faire d'hypothèses importantes (structure du réseau, initialisation des paramètres, etc.).

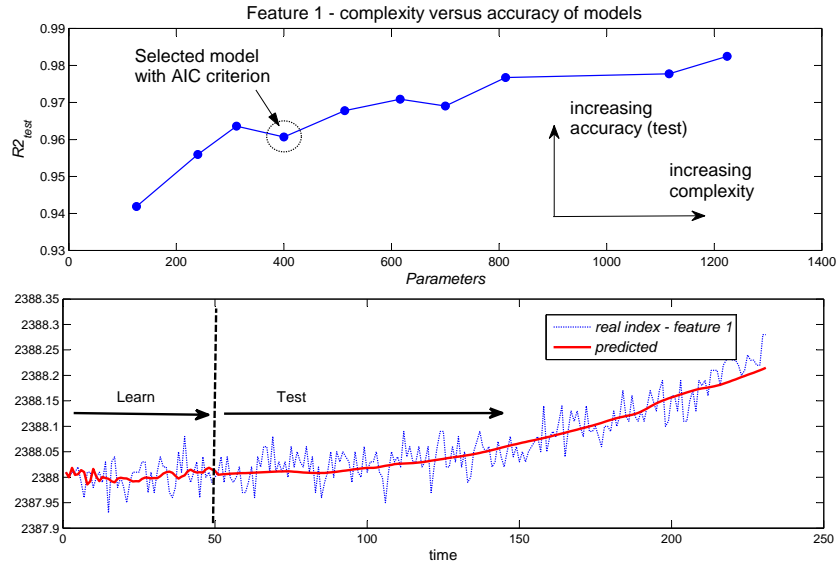


FIGURE 41 – TURBOFAN - Descripteur F1 - Parcimonie et prédiction long terme

TABLE 19 – TURBOFAN - Synthèse des régresseurs obtenus par analyse de parcimonie

Descripteur	Entrées (régresseurs)
F1	$t, x_1(t), x_1(t-1)$
F2	$t, x_2(t)$
F3	$t, x_3(t)$
F4	$t, x_4(t), x_4(t-1), x_4(t-2), x_4(t-3)$
F5	$t, x_5(t), x_5(t-1), x_5(t-2)$
F6	$t, x_6(t), x_6(t-1), x_6(t-2), x_6(t-3)$
F7	$t, x_7(t), x_7(t-1)$
F8	$t, x_8(t), x_8(t-1)$

4 Prédiction par réseaux de neurones "rapides"

Les structures évolutives telles que l'exTS présentent l'intérêt d'être à même d'approximer les phénomènes de façon performante et d'apprendre en continu les situations nouvelles. En revanche, la procédure de génération d'un modèle parcimonieux requiert la

construction d'un grand nombre de systèmes, dont les performances dépendent en partie de l'ordre d'apprentissage des séries temporelles. Pour tâcher de pallier ces problèmes, nous proposons dans cette section un nouveau type de prédicteur, à l'apprentissage si performant qu'un ensemble de structures peuvent être testées (de manière automatique) en un temps minimal, l'idée sous-jacente étant d'étendre la fiabilité et la généralité de l'approche. Nous décrivons ci-après quatre aspects :

- les fondements permettant de justifier la démarche (§ 4.1),
- le développement d'un nouveau réseau de neurones (§ 4.2),
- l'analyse des performances de ce système (§ 4.3),
- l'application de l'approche sur des problématiques de PHM (§ 4.4)

4.1 Vers une combinaison des réseaux à ondelettes et de l'ELM

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour des applications d'approximation / prédiction et de classification n'est pas idée nouvelle [46]. Afin d'en étendre les performances, ils ont récemment été modifiés par l'intégration de fonctions d'activation à ondelettes dans la couche cachée [14, 34, 127, 159, 184, 201]. Il s'agit des réseaux de neurones à ondelettes (Wavelet Neural Networks - WNNs). De manière conjointe, différents schémas d'apprentissage ont été proposés : par machines à vecteurs de support (SVM), par approches évolutionnistes, ou simplement par algorithmes de rétropropagation du gradient [163]. Cependant, ces méthodes sont généralement longues et doivent être paramétrées avec justesse pour obtenir de bonnes performances. En parallèle, Huang et al. ont récemment proposé un nouveau réseau de neurones connu sous le nom de Extreme learning Machine (ELM) [87], dont le principal avantage est la vitesse d'apprentissage. Malheureusement, cet outil est très sensible à l'initialisation des paramètres des noeuds cachés [28]. Aussi, les choix humains comme le nombre de neurones dans la couche cachée ou le type de fonctions d'activation ont un impact fort sur l'usage du réseau.

Compte tenu de tout ceci, nous proposons une nouvelle forme de réseau connexioniste, le SW-ELM (Summation Wavelet-Extreme Learning Machine), qui allie les performances des réseaux à ondelettes à celles de l'ELM, c'est à dire, qui présente de bonnes caractéristiques de généralisation, tout en limitant le temps d'apprentissage et en réduisant l'impact de la procédure d'initialisation aléatoire.

4.2 SW-ELM : Summation Wavelet-Extreme Learning Machine

4.2.1 Structure

Pour assurer une bonne capacité d'approximation tout en gardant une structure compacte, le SW-ELM est un réseau de neurones à une couche cachée dont les fonctions d'activation sont partiellement assurées par des ondelettes (Fig. 42) ; chaque noeud caché est défini par deux fonctions d'activations (f_1 et f_2), la sortie étant la valeur moyenne de la double activation ($\bar{f} = (f_1 + f_2) / 2$). Cette combinaison améliore les performances des couches

Afin de minimiser la différence entre la sortie estimée du réseau o_j et la valeur cible réelle t_j , $\sum_{j=1}^{\tilde{N}} \|o_j - t_j\| = 0$, il existe β_k , w_k et b_k tels que :

$$\sum_{k=1}^{\tilde{N}} \beta_k \bar{f}[(\theta, \psi)(w_k \cdot x_j + b_k)] = t_j \quad ; \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (45)$$

qui peut être exprimé sous forme de matrices,

$$H_{avg} \beta = T \quad (46)$$

où H_{avg} est une matrice $[N \times \tilde{N}]$ telle que,

$$H_{avg}(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, x_1, \dots, x_N, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}) = \bar{f}(\theta, \psi) \begin{bmatrix} (w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & (w_{\tilde{N}} \cdot x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ (w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & (w_{\tilde{N}} \cdot x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix} \quad (47)$$

et

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m} \quad T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (48)$$

Au final, le vecteur des poids de sortie β est ajusté en recherchant la solution par moindres carrés du système linéaire défini par l'éq. 46 :

$$\hat{\beta} = H_{avg}^\dagger T = (H_{avg}^T H_{avg})^{-1} H_{avg}^T T \quad (49)$$

où H_{avg}^\dagger est l'inverse généralisée de Moore-Penrose de la matrice de sortie de la couche cachée H_{avg} .

4.2.3 Apprentissage

L'identification des paramètres du réseau SW-ELM comprend trois phases. Elle est synthétisée dans l'algorithme 1 et est décrite plus amplement dans [101]. Nous n'en donnons ci-après que les grandes lignes.

- Les paramètres des ondelettes (dilatation et translation) sont adaptés par une heuristique inspirée de [151].
- Les paramètres du réseau (poids et biais) sont initialisés par la procédure de Nguyen Widrow (NW) [145].
- Les paramètres linéaires de la couche de sortie sont ajustés par la procédure de Moore-Penrose [168].

Algorithm 1: Learning scheme of the SW-ELM

-
- Require** - N learning data samples (x_i, t_i) , n inputs ($j = 1 \dots n$)
 - \tilde{N} hidden nodes ($k = 1 \dots \tilde{N}$)
 - An inverse hyperbolic sine and a Morlet wavelet activation functions
- Ensure** - Initialize weights and bias from SLFN, initialize Morlet parameters
 - Find hidden to output weights matrix β
-

SW-ELM learning procedure

- 1: **Initialization of wavelet parameters** [151]
 - 2: - Define the input space domain intervals
 - 3: - Compute $[x_{jmin} ; x_{jmax}] : \{\text{domain of input } x_j \text{ for all observed samples}\}$
 - 4: - Define dilation and translation parameters per domain
 - 5: - Compute $D_{kj} = 0, 2 \times [x_{jmax} - x_{jmin}] : \{\text{temporal dilatation parameter}\}$
 - 6: - Compute $M_{kj} = [x_{jmin} + x_{jmax}]/2 : \{\text{temporal translation parameter}\}$
 - 7: - Initialize Morlet parameters (d_k and s_k)
 - 8: - Compute $d_k = \text{mean}(D_{kj})_{j=1 \dots n} : \{\text{dilatation factor}\}$
 - 9: - Compute $s_k = \text{mean}(M_{kj})_{j=1 \dots n} : \{\text{translation factor}\}$
 - 10: **Initialization of weights and bias by Nguyen Widrow approach** [145]
 - 11: - Initialize small (random) input weights $w_{k(old)}$ in $[-0.5 ; +0.5]$
 - 12: - Adjust weights parameters by applying NW approach
 - 13: - Compute $\beta_{factor} = C \times \tilde{N}^{\frac{1}{n}} : \{C \text{ is a constant } \leq 0.7\}$
 - 14: - Compute $w_{k(new)} = \beta_{factor} \times \frac{w_{k(old)}}{\|w_{k(old)}\|} : \{\text{normalized weights}\}$
 - 15: - Initialize bias values $b_k = \text{random number between } -\beta_{factor} \text{ and } +\beta_{factor}$
 - 16: **Adjust linear parameters : those from the hidden to the output layers**
 - 17: - Obtain hidden layer output matrix H_{avg} using Eq. (47)
 - 18: - Find output weight matrix $\hat{\beta}$ in Eq. (49) : {Moore-Penrose procedure}
-

4.2.4 Erreur d'estimation : les ensembles SW-ELM

La principale limitation des algorithmes basés sur l'ELM est leur forte dépendance à l'initialisation aléatoire des paramètres (mais c'est également le cas de beaucoup de réseaux de neurones). De manière complémentaire, il est nécessaire d'estimer l'erreur d'approximation de tels systèmes qui trouve sa source, essentiellement, dans les variations des données d'entrée [114]. Par suite, la littérature indique que l'intégration de modèles multiples (ensemble) est moins sensible aux erreurs qu'un seul modèle, et permet d'améliorer la fiabilité des estimations [84, 114]. Une revue détaillée des ensembles ELM est proposée dans [86]. Nous nous en inspirons afin de proposer une méthode de quantification de l'erreur d'approximation du réseau SW-ELM. Le principe en est simple ; pour l'échantillon d'entrée j , il consiste en la reconstruction de la distribution des approximations de M modèles SW-ELM identiques mais initialisés indépendamment les uns des autres (Fig. 43), une estimation de la sortie \bar{O} étant la moyenne des estimations élémentaires.

$$\bar{O}_j = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \hat{o}_j^m \quad (50)$$

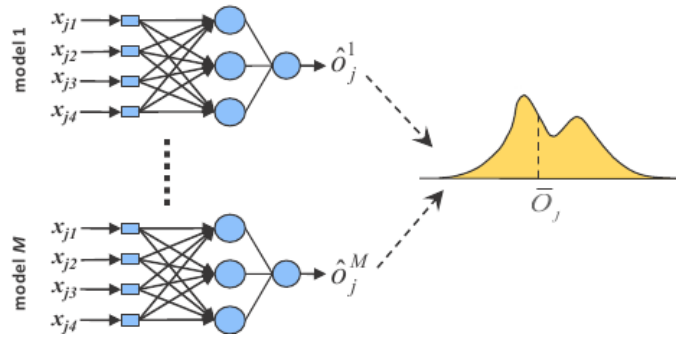


FIGURE 43 – Ensemble de SW-ELM et incertitudes des estimations

4.3 Analyse des performances du SWELM

► Objet

L'objet de cette partie est d'analyser les performances du SW-ELM qui est comparé aux réseaux ELM et ELMAN, et à l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM). Trois types de problématiques sont considérées : deux jeux de données portent sur l'analyse des performances d'approximation, deux autres sur celles de prédiction à un pas et, enfin, deux dernières sur de la prédiction à long terme. Les principaux aspects de simulation sont résumés dans le tableau 20, et les résultats de tests sont synthétisés dans le tableau 21. Nous les commentons sommairement ci-après.

TABLE 20 – Jeux de données pour tester les performances du SW-ELM

Problèmes d'approximation					
Données	Description	Entrées	Sortie	Apprent.	Test
Pump [169]	Condition monitoring	Root mean square, Variance	Fault code	73 (samp.)	19 (samp.)
CNC [206]	Condition monitoring	Max / Avg. forces, Cutting amp. Amp. Ratio	Tool wear	C33, C09, C18 (450 samp.)	C18 (165 samp.)
Problèmes de prédiction à un pas					
Ind. Dryer [1]	Predict temperature	Fuel flow, Fan speed Flow raw material Bulb temp. y_t	Bulb temp. y_{t+1}	500 (samp.)	367 (samp.)
Hair dryer [2]	Predict temperature	Voltage of device x_t Air temp. y_t	Air temp. y_{t+1}	500 (samp.)	500 (samp.)
Problèmes de prédiction long terme					
NN3 [4]	Time series forecast	Time series (4 reg.) ($x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, x_{t-3}$)	Same series $x_{t+1 \rightarrow t+18}$	51, 54, 56, 58, 60, 61, 92, 106	All series (18 samp.)
Turbofan [175]	Predict degradation	Degradation series 3 reg. (x_t, x_{t-1}, x_{t-2})	Same series $x_{t+1 \rightarrow t+H}$	90 engines	5 engines $H \in [103, 283]$

▷ Résultats

Quel que soit le jeu de données, le réseau SW-ELM présente systématiquement les meilleures performances d'approximation / prédiction (R2 et CVRMSE), avec une structure compacte (Nb. noeuds). Par ailleurs, le temps d'apprentissage requis est faible et avoisine celui de l'ELM. A titre indicatif, le rapport du temps d'apprentissage pour une problématique de prédiction long terme entre le SW-ELM et le réseau ELMAN, est tel que ELMAN parvient tout juste à fournir un résultat en 2 semaines lorsque SW-ELM le fait en 1h ! En synthèse, la structure SW-ELM proposée permet d'avoir un excellent compromis entre précision du modèle et difficulté de mise en œuvre.

TABLE 21 – Comparaison des performances des modèles

Méthode	Approximation : <i>Pump</i>			Approximation : <i>CNC</i>		
	Nœuds	Appr. (sec)	R2	Nœuds	Appr. (sec)	R2
SW-ELM	15	6.5e-004	0.96	4	7.7e-004	0.92
ELM	15	5.8e-004	0.94	4	5.0e-004	0.77
LM-SLFN	30	1.02	0.79	4	0.22	0.80
ELMAN	30	8.88	0.81	4	0.21	0.77
Méthode	Prédiction à 1 pas : <i>Ind. Dryer</i>			Prédiction à 1 pas : <i>Hair</i>		
	Nœuds	Appr. (sec)	R2	Nœuds	Appr. (sec)	R2
SW-ELM	20	0.0024	0.85	4	6.1e-004	0.944
ELM	20	0.0012	0.66	4	3.4e-004	0.944
LM-SLFN	30	1.03	0.81	4	0.21	0.9434
ELMAN	30	8.9	0.80	4	0.20	0.9434
Méthode	Prédiction long terme : <i>NN3</i>			Prédiction long terme : <i>Turbofan</i>		
	Nœuds	Appr. (sec)	CVRMSE	Nœuds	Appr. (sec)	CVRMSE
SW-ELM	30	0,0014	10.83%	3	0.006	0.042%
ELM	30	5.5e-004	11.06%	3	0.004	0.0578%
LM-SLFN	30	0.20	11.51%	3	0.72	0.0570%
ELMAN	30	0.45	10.83%	3	0.75	0.0570%

4.4 Applications à des problématiques de PHM et discussion

4.4.1 Données et méthodologie de tests

L'objet de cette partie est de valider les performances du SW-ELM sur une application de PHM réelle. Les données utilisées sont issues de la plateforme expérimentale utilisée pour le PHM Challenge 2010 (page 64). Elles ont été générées lors d'une collaboration avec l'Institut Simtech [136].

La base de tests consiste en un ensemble de données corrélant l'usure d'outils de coupe à des données de surveillance (mesures acoustiques, vibratoires, etc.). Les signaux de force de coupe ont finalement été conservés [206], et 4 descripteurs retenus [126, 206]. Trois outils de coupe différents sont analysés : C09, C18 et C33. Il est à noter qu'ils ne présentent pas les mêmes caractéristiques (tableau 22).

La méthodologie adoptée pour les tests est décrite sur la Fig. 44. Trois types de modèles sont étudiés : le SW-ELM, l'ELM, et un autre algorithme rapide, l'ESN (Echo State Network). Leurs performances sont évaluées en termes de précision et de complexité des réseaux.

TABLE 22 – Caractéristiques des outils de coupe

Outil	Géométrie	Revêtement
C09	Géom1	Revêt1
C18	Géom2	Revêt2
C33		Revêt3

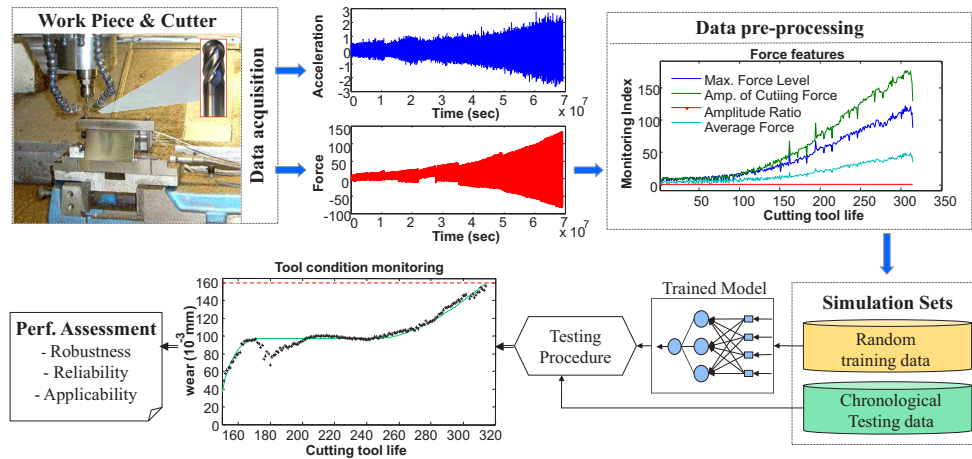


FIGURE 44 – Estimation d'usure d'outils de coupe - méthodologie

4.4.2 Robustesse, fiabilité et applicabilité

▷ Robustesse : tests sur un outil de coupe

Ce volet des tests a pour objet d'évaluer la robustesse d'estimation des modèles. Pour chaque outil de coupe, un échantillon de 150 données est choisi aléatoirement afin de construire l'estimateur, et le reste est présenté dans l'ordre chronologique pour évaluer la précision du modèle appris (Fig. 45a). Cette procédure est répétée 100 fois pour chaque couple modèle-outil de coupe. Les résultats (moyennés) sont synthétisés dans le tableau 23.

Pour une même complexité, le modèle SW-ELM présente systématiquement la performance d'estimation la plus satisfaisante avec un temps d'apprentissage très similaire à celui de l'ELM. Notons que cette même conclusion peut être tirée en modifiant le nombre de neurones cachés (ce n'est pas présenté ici). Au final, le SW-ELM se montre être le

modèle le plus robuste aux variations des entrées.

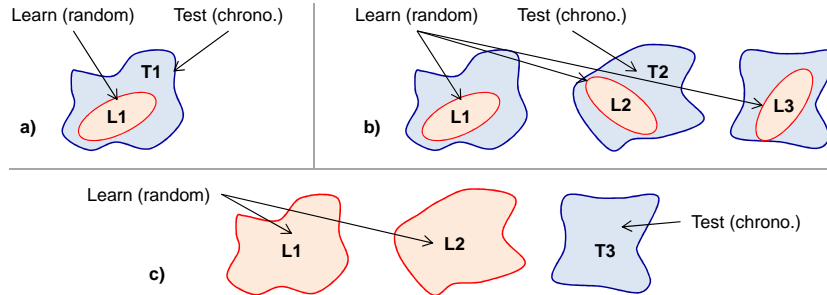


FIGURE 45 – Tests de robustesse et de fiabilité

TABLE 23 – Performances de robustesse et d'applicabilité pour un outil de coupe

100 tests	C09			C18		
	SW-ELM	ELM	ESN	SW-ELM	ELM	ESN
Nœuds	16	16	16	12	12	12
Temps (s)	0.0009	0.0005	0.014	0.0007	0.0004	0.013
R2	0.824	0.796	0.542	0.955	0.946	0.59

▷ Fiabilité : tests sur des données partiellement connues

Ce volet des tests a pour objet d'évaluer la fiabilité d'estimation des modèles sur des données partiellement connues (en utilisant des tests menés sur des outils aux attributs différents). Un échantillon de 450 données est choisi aléatoirement dans l'ensemble des tests (150 données par outil) afin de construire l'estimateur, et 165 données d'un des trois outils sont présentées dans l'ordre chronologique pour évaluer la précision du modèle (multi-outils) appris (Fig. 45b). Cette procédure est répétée 100 fois pour chaque modèle "multi-outils". Les résultats (moyennés) sont synthétisés dans le tableau 24.

De même que précédemment, pour une même complexité, le modèle SW-ELM présente la performance d'estimation la plus satisfaisante avec un temps d'apprentissage très similaire à celui de l'ELM. Ce n'est pas illustré ici, mais cette conclusion est valable quel que soit le nombre neurones cachés. Au final, le SW-ELM se montre être le modèle le plus fiable aux variations des entrées de tests aux attributs différents.

▷ Fiabilité : tests sur des données totalement inconnues

Ce volet des tests a pour objet d'évaluer la fiabilité d'estimation des modèles sur des données totalement inconnues (en utilisant des tests menés sur des outils de coupe différents). L'ensemble des données de deux outils est utilisé afin de construire l'estimateur, et les données du troisième sont présentées dans l'ordre chronologique pour évaluer la précision du modèle (Fig. 45c). Cette procédure est répétée 100 fois pour une complexité de modèle donnée. Les résultats (moyennés) sont synthétisés dans le tableau 25.

TABLE 24 – Performances de fiabilité et d'applicabilité pour trois outils de coupe

100 tests	Train : 450 samples from C09, C18, C33					
	Test : 165 samples from C18			165 samples from C18		
	SW-ELM	ELM	ESN	SW-ELM	ELM	ESN
Nœuds	20	20	20	16	16	16
Temps (s)	0.002	0.001	0.04	0.002	0.0009	0.04
R2	0.837	0.836	0.817	0.847	0.80	0.75

Encore une fois, pour une même complexité, le modèle SW-ELM est l'estimateur le plus satisfaisant. Cependant, il faut noter une baisse notable des performances. Les outils de coupe étant de caractéristiques différentes, leurs comportements également ; même si le SW-ELM semble mieux s'accomoder à ce genre de situation, la fiabilité d'un estimateur pour le PHM reste un défi largement ouvert.

TABLE 25 – Performances de fiabilité et d'applicabilité pour des données inconnues

Appr. : C09 & C33 ; Test : C18	SW-ELM	ELM	ESN
Nœuds cachés	4	4	4
Temps d'apprentissage (s)	0.0009	0.0004	0.055
R2	0.701	0.44	0.6

4.4.3 Ensemble SW-ELM, fiabilité et pronostic

Nous proposons ici d'évaluer l'intérêt de l'utilisation du SW-ELM pour du pronostic. Pour cela, nous étendons le modèle d'estimation :

- en lui appliquant une stratégie "Iterative" de prédiction long terme,
- en utilisant un ensemble de SW-ELM afin d'estimer l'incertitude de prédiction.

Les tests sont réalisés sur les trois outils de coupe. Les données de deux d'entre eux sont utilisées pour l'apprentissage, de même que les 50 premières du troisième. Les simulations visent à prédire l'usure du troisième outil de coupe (à partir de $t = 50$ coupes). Afin d'appliquer la procédure d'ensemble de SW-ELM, 100 prédicteurs sont appris en changeant le paramétrage aléatoire initial, et l'intervalle de confiance à 95% est construit. L'estimation du temps résiduel avant défaillance (RUL) requiert de fixer une limite d'usure et d'utiliser un classificateur. Cette étape n'est pas détaillée ici. Le tableau 26 synthétise les résultats des tests.

Le temps d'apprentissage est naturellement augmenté compte tenu que 100 modèles sont construits. Il reste malgré tout très court et en adéquation avec des exigences d'application industrielle. Par ailleurs, les estimations du RUL semblent tout à fait convaincantes ; il convient tout de même de pondérer un peu cette conclusion. La Fig. 46 illustre les trajectoires d'usure prédites et les intervalles de confiance (CI) associés. Il apparaît que

TABLE 26 – Performances de fiabilité et d'applicabilité avec un ensemble de SW-ELM

Outil	# coupes	# coupes estimé	Erreur	R2	Temps (s)
C09	315	303	12	0.520	112.01
C18	315	311	4	0.745	133.7
C33	315	313	2	0.893	119.7

l'usure réelle est bien encadrée par les CI à 95%. Néanmoins, cette plage d'incertitude s'avère insuffisante à long terme pour l'outil de coupe C09; ceci confirme les difficultés à fiabiliser le pronostic lorsque le "contexte" d'étude est variable (ici des géométries d'outils différentes).

5 Synthèse partielle

Lors du développement d'un outil de pronostic (orienté données), il est nécessaire de bâtir des modèles prédictifs permettant d'émuler et de projeter dans le temps le comportement dégradé d'un système au travers de descripteurs construits au préalable. Cette étape peut être laborieuse et aux performances dépendantes de certains choix faits par l'homme, ou encore de procédures d'initialisations aléatoires. Nous nous sommes donc également attachés à proposer des méthodes permettant de systématiser la génération des modèles prédictifs afin de s'affranchir des écueils freinant le déploiement des approches.

- Nous avons proposé l'utilisation d'approches neuro-floues pour prédire l'état de santé d'un équipement, et dont les structures ne sont pas figées *a priori* mais dépendent d'exigences de performance de prédiction. En complément, nous avons proposé d'une part, une méthode d'estimation de la distribution des erreurs de prédiction et, d'autre part, une procédure de sélection automatique des entrées du prédicteur permettant de générer des modèles parcimonieux (équilibre complexité / performances).
- Ces travaux ont ensuite été étendus à une autre classe de prédicteurs; afin d'assurer l'apprentissage de signatures de dégradation inconnues, nous avons développé un algorithme prédictif dont la vitesse d'apprentissage est telle, que la structure du système de pronostic peut être réapprise dans un temps raisonnable. Nous nous sommes pour cela basés sur une approche récente, le "Extreme Learning Machine".
- Enfin, de manière prospective, nous avons tâché d'améliorer les performances de prédiction en combinant des systèmes neuronaux avec des techniques statistiques. Ce travail n'est cependant pas reporté ici.

Les développements sur la prediction long terme pour le pronostic constituent la plus grande part des travaux menés. Ils ont été réalisés dans le cadre des projets de master

de recherche [Ma1, Ma2, Ma3, Ma5], et pour partie lors de l'encadrement des thèses [Doc1, Doc2, Doc3]. Ce pan des développements fait l'objet notamment de douze revues internationales (section I.2.3, page 12; [R1-R6, R11, R13, R15, R18, R20, R22, Rn1]).

Au delà de la prédiction des descripteurs dans le temps, le pronostic requiert l'estimation des états de santé du système surveillé à tout instant. Cette étape de classification des états peut être critique compte tenu des incertitudes de prédiction et de la nature vague du concept de limite de défaillance. C'est ce que nous abordons dans le chapitre suivant.

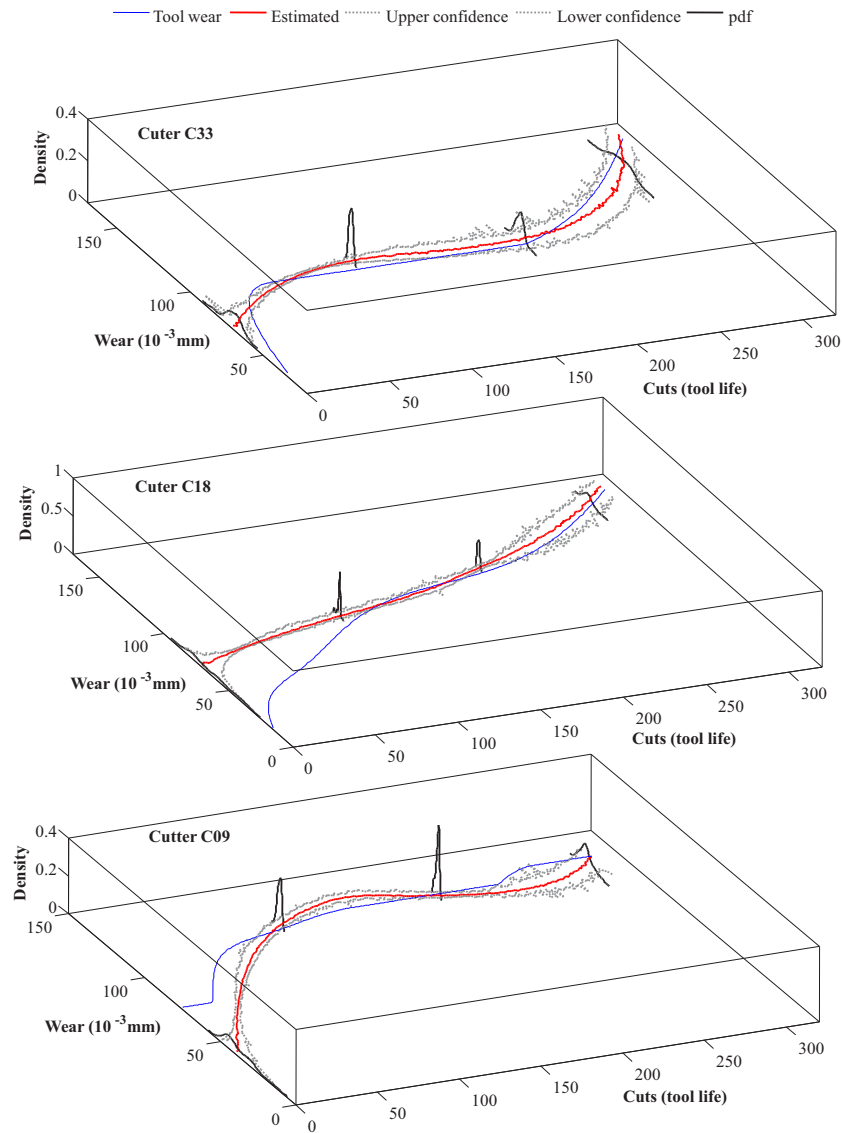
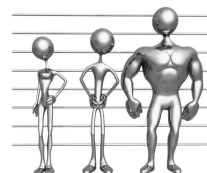


FIGURE 46 – Prédiction de l'usure des outils et intervalle de confiance à 95%

Chapitre 4

Contributions à l'optimisation du processus de classification



1	Motivations, objectifs et contributions	110
2	Estimation d'états sans <i>a priori</i> sur les données	112
2.1	Classification d'états et estimation du RUL - principe	112
2.2	Taxonomie de classificateurs et applicabilité au PHM	113
2.3	Problèmes inhérents aux classificateurs non supervisés	114
3	Vers des performances accrues : l'algorithme S-MEFC	115
3.1	Principe : fusion de deux algorithmes de clustering	115
3.2	Formalisation de l'algorithme S-MEFC	116
3.3	Procédure de seuillage dynamique	117
4	Application et discussion	120
4.1	Données et protocole de tests	120
4.2	Illustration de la procédure de seuillage dynamique	121
4.3	Performances de l'approche	123
4.4	Remarques complémentaires	124
5	Synthèse partielle	124

1 Motivations, objectifs et contributions

Etant donné un ensemble de descripteurs extraits et prédits (chapitres 2 et 3), nous nous intéressons ici à la phase de classification permettant de déterminer l'état de santé du système surveillé à tout instant (Fig. 10 page 45) et, à terme, d'estimer le temps résiduel avant défaillance (RUL). Les principales contributions sont résumées dans le tableau 27 ; nous les introduisons ci-après.

▷ De la variabilité des systèmes : classification multidimensionnelle

Les concepts de CBM et de PHM n'ont pas été introduits par hasard, mais bien afin de piloter les actions de maîtrise en fonction de l'état réel du système (et non sur une hypothèse de "constance" des comportements rarement observée). A titre illustratif, prenons le cas des tests réalisés sur la plateforme PRONOSTIA (cf. page 64) : dans de mêmes conditions environnementales, et sous des profils de sollicitation identiques, les roulements ont montré des durées de vie avec une variabilité de l'ordre de 500 % ! En d'autres termes, les phénomènes multiphysiques de dégradation sont divers et éventuellement jumelés, et il est très difficile voire impossible de définir de manière simple des frontières entre états de fonctionnement [38, 147]. Par conséquent, l'incertitude sur les estimations du RUL n'est pas uniquement due à la prédiction des descripteurs, mais également à la définition de seuils de défaillance. Aussi, selon [167], pour assurer la fiabilité des estimations du RUL, l'utilisation de signaux de dégradation multidimensionnels est préférable à celle de signaux d'une seule dimension. Nous nous sommes attachés à considérer cela dans l'ensemble de nos travaux sur la classification des états. L'utilisation des filtres à particules est une des pistes explorées, mais encore trop récente pour en juger objectivement ; le reste des développements menés ont toutefois également porté sur cet aspect.

▷ De la nature des données d'apprentissage

Les performances du pronostic orienté données dépendent grandement de la quantité et de la qualité des données d'apprentissage. Cet aspect a déjà été discuté. Du point de vue de la classification d'états, deux problèmes au moins peuvent être mis en avant.

- La base d'apprentissage peut être insuffisante pour décrire l'ensemble des situations (états) possibles (Fig 47 - partie gauche). C'est généralement le cas dans des applications réelles de PHM, pour lesquelles les données d'états dégradés ou défaillants sont parfois difficiles voire dangereuses à obtenir. Aussi, les données recueillies sont généralement très déséquilibrées (en termes de quantité) entre les états. On parle alors de données non-balancées (imbalanced data).

- Un deuxième problème peut être critique : comment définir les transitions entre états de fonctionnement sans connaissance *a priori* (Fig 47 - partie droite), et comment intégrer le fait que de nouvelles données décrivent potentiellement de nouveaux états (jusqu'alors jamais observés) ? On parle dans ce cas de données non labellisées (unlabeled data).

Les algorithmes de pronostic doivent s'accommoder de ces problèmes. Dans les faits, il en découle qu'il est généralement nécessaire de construire des classificateurs par approche non-supervisée. De ce point de vue, nous avons notamment proposé l'utilisation

conjointe des systèmes prédictifs neuro-flous et de classificateurs basés sur les fonctions de croyance. L'ensemble permet de réduire l'historique des données nécessaires et de tolérer les incertitudes sur les états de fonctionnement. Ce travail a été réalisé avec un collègue à qui appartient l'essentiel de la contribution en terme de classification [166]. Nous choisissons de ne pas le développer en détail ici.

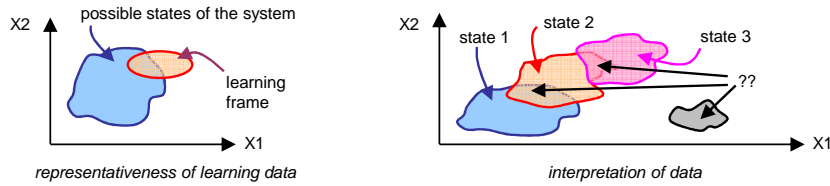


FIGURE 47 – Classification d'états - problèmes inhérents à l'apprentissage [73]

▷ De l'influence du classificateur sur les performances

Il convient également de tâcher de pousser les limites du pronostic orienté données afin de le rendre le plus générique possible : il est évident que le classificateur choisi doit pouvoir être utilisé avec un minimum d'hypothèses, chacune d'elles étant source d'incertitude sur les estimations du RUL. De plus, les algorithmes de classification sont souvent consommateurs en temps. Aussi, si la connaissance sur les états de fonctionnement n'est pas disponible *a priori*, nous estimons qu'il est opportun d'aller "identifier" des trajectoires de dégradation similaires déjà observées, l'idée étant de s'affranchir de l'utilisateur pour définir les transitions entre états. De ce point de vue, nous avons développé un nouvel algorithme de partitionnement sur lequel est basée une procédure de spécification dynamique du seuil de défaillance.

TABLE 27 – Synthèse des contributions / classification

Problème	Besoin / prédiction	Contribution
Objectif : assurer l'estimation de l'état de santé à tout instant		
1. Fiabiliser le pronostic	Classification multidimen. sous incertitude	Classification par filtres à particules
	Détection et apprentissage de nouveaux états	Classification par combinaison d'outils neuro-flous et de fonctions de croyance
2. Améliorer la généricité	Réduction de la taille d'apprentissage nécessaire	
	Réduction des hypothèses de mise en œuvre	Classification S-MEFC et procédure de seuillage dynamique (§ 3. et 4.)
	Estimation dynamique des seuils de défaillance	

2 Estimation d'états sans *a priori* sur les données

Dans cette section, nous abordons la problématique de l'estimation de l'état de santé d'un système surveillé à partir des descripteurs extraits et/ou prédits. Cette estimation d'état est réalisée grâce à un classificateur (rappel : Fig. 10 page 45). Nous exposons le principe ci-après, et discutons des problèmes devant être traités pour satisfaire nos ambitions de "fiabilisation" du pronostic, et de "généricité" de l'approche.

2.1 Classification d'états et estimation du RUL - principe

Le déploiement du pronostic orienté données est généralement réalisé en deux phases : l'une d'apprentissage, l'autre de test. C'est le cas pour la prédiction long terme des descripteurs (chapitre II.3), mais également pour l'estimation des états de santé par classification (Fig. 48).

- Une étape hors ligne est d'abord requise afin de "construire" le classificateur en regroupant les données des séries temporelles (des descripteurs) par états de dégradation.
- Sur cette base, chaque nouvelle donnée peut être "labellisée" en-ligne, c'est à dire affectée à une classe d'état de santé, en regardant la similarité entre les séries temporelles en cours d'observation, et les groupements obtenus pendant la phase hors ligne.

Le temps résiduel avant défaillance (RUL) est finalement obtenu en estimant le temps entre l'instant courant t_c et l'instant de la transition de l'état dégradé (S_d) à l'état défaillant (S_f) (eq. 51). Reste à savoir comment construire ce classificateur...

$$\text{transition } S_d \xrightarrow{\text{Etat}} S_f \Rightarrow RUL = t_{S_d \rightarrow S_f} - t_c \quad (51)$$

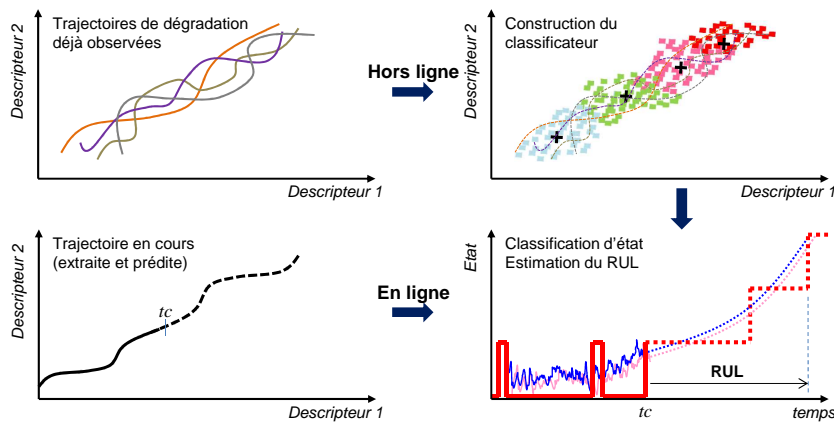


FIGURE 48 – Classification d'états et estimation du RUL

2.2 Taxonomie de classificateurs et applicabilité au PHM

Quatre types de méthodes de classification sont généralement distingués (Fig. 49).

▷ *Classification supervisée.* Lorsque les données "portent" un label, construire un classificateur consiste à déterminer un moyen pour former des groupes de données dont la caractéristique discriminante est connue (le label). Cette classification est la plus aisée à mettre en œuvre compte tenu qu'il n'existe pas d'ambiguïté possible sur les classes de chaque donnée. Dans une application de PHM, ce peut éventuellement être le cas si l'ensemble des données peut être associé à un état de fonctionnement (nominal, dégradé, défaillant). Malgré tout, ce cas de figure reste rare, et n'est de toute façon pas celui présentant le plus d'intérêt scientifique.

▷ *Classification non-supervisée.* A l'inverse, lorsqu'aucune des données n'est identifiée *a priori* comme appartenant à une classe, on parle de classification non-supervisée ; construire un classificateur consiste alors à rechercher dans la structure cachée des données, des ensembles homogènes et définir les classes en conséquence. S'ensuit généralement une incertitude forte ; il peut être délicat de discriminer clairement l'ensemble des données. Par ailleurs, les regroupements réalisés dépendent de la quantité de classes attendues (2, 3, 4, etc.). Ce type de problème peut largement être rencontré dans des applications de PHM pour lesquelles les frontières entre états de fonctionnement sont vagues et difficiles à identifier.

▷ *Classification semi-supervisée.* La classification semi-supervisée est un hybride des deux précédentes : certaines données portent un label, ce qui facilite la construction de classes, ou tout au moins de celles portant le plus d'intérêt. Ce peut être le cas dans des applications de PHM lorsque seuls les états "nominal" et "défaillant" sont identifiés de manière non ambiguës. Cependant, il est à noter que l'utilisation de ce type de classificateur repose implicitement sur une hypothèse forte : les états de défaillance peuvent être considérés comme homogènes (dans la même portion de l'espace des données) ; ce n'est pas nécessairement le cas.

▷ *Classification partiellement-supervisée.* La classification partiellement supervisée est encore méconnue. Elle peut être appliquée lorsque les appartenances aux classes des données d'apprentissage sont partiellement exprimées, et de manière imprécise (les labels sont incertains) [44, 164]. L'utilisation de tels classificateurs présente énormément d'intérêt puisque la gestion de l'incertitude est explicite. En revanche, cela requiert une étape préalable d'analyse des données par un expert du domaine à même d'interpréter chacune des trajectoires de dégradation déjà observées.

Les approches supervisées et semi-supervisées ne semblent clairement pas les plus pertinentes dans une optique de développement d'algorithmes de PHM le plus génériques possible. Nous avons donc concentré les efforts sur les approches partiellement supervisée [166] et non supervisée [102]. La première présente de l'intérêt mais nécessite un paramétrage qui va à l'encontre de notre ambition "d'applicabilité". Elle est par ailleurs

relativement longue à mettre en œuvre. Nous ne présentons ainsi dans ce qui suit que les travaux relatifs au développement d'une approche non-supervisée.

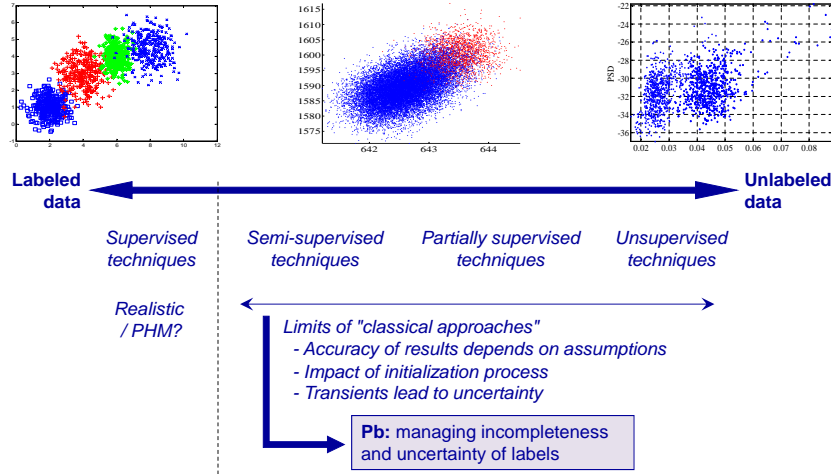


FIGURE 49 – Méthodes de classification et PHM (adapté de [73])

2.3 Problèmes inhérents aux classificateurs non supervisés

▷ Quoi : le partitionnement des données

Un classificateur non supervisé se base sur un processus de partitionnement (clustering) qui vise à regrouper les données en ensembles homogènes de telle sorte :

- que la similarité intra classe soit minimisée afin de constituer des groupements compacts,
- que la dissimilarité inter classes soit maximisée pour augmenter la séparation entre les groupements.

Si le principe semble simple, le partitionnement (le clustering) de données dynamiques présente quelques problèmes de mise en œuvre. D'abord, les séries de données temporelles représentatives d'un système vieillissant (les descripteurs) ont des caractéristiques qui varient dans le temps. Ensuite, elles peuvent être discrètes ou réelles, échantillonnées uniformément ou non-uniformément, univariées ou multivariées et, finalement, de longueurs égales ou inégales. Tout ceci rend plus difficile le groupement d'ensemble de points aux propriétés similaires pour estimer l'état de santé du système surveillé.

▷ Comment : approches de clustering

Selon la littérature, cinq familles d'algorithmes de clustering peuvent être distinguées [198] : les méthodes basées sur la densité, les méthodes à base de graphes, les méthodes de regroupement hiérarchique, les méthodes basées centroïdes, et les approches connexionnistes. Il ne s'agit pas ici de faire un état de l'art détaillé de l'ensemble. En revanche,

et quels que soient les avantages de chacune de ces approches, quelques problèmes clés peuvent être mis en avant (conformément à nos problématiques de travail - Fig. 12, page 49).

▷ *Robustesse*. Les algorithmes de clustering sont généralement sensibles au bruit et aux points extrêmes ou aberrants, ce qui influe sur les centres des groupements, et distord les groupes. La robustesse du modèle de pronostic en est affectée.

▷ *Robustesse et fiabilité*. Le paramétrage initial ou des procédures de traitement de données stochastiques peuvent conduire à des résultats différents à chaque lancement des algorithmes de clustering. Si les groupes formés diffèrent généralement peu, il est cependant tout à fait possible d'obtenir des résultats contradictoires. Le clustering des données impacte ainsi la robustesse et la fiabilité du modèle de pronostic.

▷ *Applicabilité*. Les algorithmes de clustering peuvent être consommateurs en temps, nécessiter l'implication humaine pour l'initialisation des paramètres (nombre de groupes et valeurs initiales des centres), ou être limités à des types de données spécifiques (séries temporelles de même longueur). Ces problèmes réduisent l'applicabilité des approches de classification pour un modèle de pronostic.

3 Vers des performances accrues : l'algorithme S-MEFC

3.1 Principe : fusion de deux algorithmes de clustering

C'est l'ensemble des problèmes mentionnés ci-avant (section 2.3) que nous avons tâché de traiter en proposant un nouvel algorithme de partitionnement et, par suite, une nouvelle approche d'estimation de l'état de santé des systèmes se dégradant. L'algorithme de clustering proposé est le Subtractive-Maximum Entropy Fuzzy Clustering (S-MEFC) [100, 102]. Il s'appuie sur (et tire profit des avantages de) deux algorithmes de partitionnement :

- l'algorithme dit de "Subtractive Clustering" (SC) [40],
- l'algorithme dit de "Maximum Entropy Fuzzy Clustering" (MEFC) [125].

Nous en donnons ci-après les caractéristiques essentielles, synthétisées dans le tableau 28.

▷ Algorithme de Subtractive Clustering (SC)

L'algorithme SC est une approche "à une passe" visant à estimer les centres des groupements sur la base d'une fonction de densité. Cette méthode présente l'avantage de déterminer automatiquement le nombre de classes à construire, et ne requiert pas l'utilisation d'une procédure d'initialisation des centres particulière. Selon [49], le SC est un algorithme robuste, à même de détecter et de supprimer les points extrêmes et aberrants. Par ailleurs, le SC est dit "consistant" : le partitionnement sera le même pour tous les lancements de l'algorithme [22].

▷ Algorithme de Maximum Entropy Fuzzy Clustering (MEFC)

L'algorithme MEFC est considéré afin de représenter l'incertitude du partitionnement ; il assure une impartialité maximum pour manipuler des données imprécises et minimise l'impact du choix de la fonction d'appartenance floue via l'inférence d'entropie maximum (MEI). En comparaison à d'autres approches de clustering floues, la fonction d'entropie maximum donne également un sens physique à la classification des données : les points les plus proches des centres auront l'appartenance la plus forte au groupement.

TABLE 28 – Problématiques de PHM et algorithme S-MEFC

Ambition / PHM	Problème de clustering	Solution (littérature)	Fusion proposition
Approche Générique	<ul style="list-style-type: none"> - # clusters automatique - Initialisation des centres - Algorithme rapide 	SC	S-MEFC
Approche Fiable	<ul style="list-style-type: none"> - Gestion des points aberrants - Consistance / lancements 		
	<ul style="list-style-type: none"> - Représentation incertitude - Structure compacte 	MEFC	

SC : Subtractive Clustering ; MEFC : Maximum Entropy Fuzzy Clustering

3.2 Formalisation de l'algorithme S-MEFC

Les grandes étapes de partitionnement de l'approche S-MEFC sont résumées dans l'algorithme 2. Les éléments nécessaires à la compréhension d'ensemble sont reportés ci-après.

Considérons un jeu de données d'apprentissage (éq. 52) comprenant N échantillons non labellisés de \tilde{n} séries temporelles (descripteurs).

$$L_D = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1\tilde{n}} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ x_{N1} & \dots & x_{N\tilde{n}} \end{bmatrix} \quad (52)$$

L'approche SC est utilisée pour déterminer automatiquement les groupes c des données multidimensionnelles et leurs centres $V = \{v_j\}_{j=1}^c$ (voir [40] pour davantage de détails). Pour ce faire, le rayon de voisinage ra doit être défini par l'utilisateur. Les centres obtenus V du SC sont ensuite utilisés pour les besoins de l'algorithme MEFC (et ainsi éviter une initialisation aléatoire).

Afin de mieux ajuster les positions des centres et assigner une appartenance à chaque point des données, (et connaissant σ un paramètre flou donné par l'utilisateur), l'algorithme tourne de façon itérative jusqu'à un critère de fin ϵ . L'inférence d'entropie

maximum basée sur la matrice de partition floue est représentée par $U = [\mu_{ij}]_{c \times N}$, où μ_{ij} désigne le degré d'appartenance du $i^{\text{ème}}$ objet au $j^{\text{ème}}$ groupe.

Notons que la composante clé du partitionnement est la similarité entre deux points [198]. Dans notre cas, nous considérons la distance euclidienne standardisée D_{SE} lors de la mise à jour de la matrice des partitions des groupes U et des centres V par l'algorithme MEFC. Elle est similaire à la distance euclidienne à ceci près que chaque dimension est divisée par son écart type. Cela donne de meilleurs groupements qu'avec l'ED car chaque dimension a une échelle différente. Soit x, v des vecteurs de dimension \ddot{n} et SD l'écart type. La distance D_{SE} entre les points et les centres est donnée par :

$$D_{SE}(x, v) = \sqrt{\sum_{k=1}^{\ddot{n}} (1/SD_k^2) (x_k - v_k)^2} \quad (53)$$

Algorithme 2: Subtractive-Maximum Entropy Fuzzy Clustering (S-MEFC)

Require - Learning data set Eq. 52
 - Fix $ra, \epsilon, \sigma > 0$

Ensure - Cluster centers V
 - Fuzzy partitioning U

S-MEFC learning procedure

- 1: Obtain initial cluster centers v^{old} using SC [40]
- 2: Compute fuzzy partition matrix U using MEI [125]

$$\mu_{ij} = \frac{e^{-D_{SE_{ij}}^2/2\sigma^2}}{\sum_{k=1}^c e^{-D_{SE_{ik}}^2/2\sigma^2}} \quad \forall i, j$$

- 3: Adjust cluster centers v^{new}

$$v_j^{new} = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ij} \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}} \quad \forall j$$

- 4: Repeat step 2 and 3 until termination criteria is met
 $\|v^{new} - v^{old}\| < \epsilon$
-

3.3 Procédure de seuillage dynamique

Tel qu'introduit en section 2.1, l'objet de cette partie est de proposer une procédure permettant d'estimer le temps résiduel avant défaillance (RUL) du système surveillé. L'algorithme S-MEFC est ainsi utilisé afin, d'une part, d'estimer les états discrets (actuels et futurs) du système et, d'autre part, de fixer le seuil de défaillance de manière dynamique par similarité avec les cas déjà observés (conformément à l'éq. 51).

Pour des besoins de clarté et de simplicité de présentation, les descripteurs sont supposés ici être prédits par l'algorithme SW-ELM proposé au chapitre 3, mais la procédure reste identique pour tout autre prédicteur.

3.3.1 Pronostic sans *a priori* sur les seuils - synoptique d'ensemble

Le synoptique d'ensemble du pronostic orienté données que nous préconisons est proposé en Fig. 50. Notons cependant que l'extraction et la sélection de descripteurs (chapitre 2) n'y sont pas représentées, si bien que ce synoptique ne porte que sur les processus de prédiction et de classification. Deux phases y sont mises en lumière :

- une phase hors ligne pour apprendre les prédicteurs et classificateurs,
- une phase en ligne pour réaliser en simultanément les prédictions des descripteurs et les estimations de l'état discret.

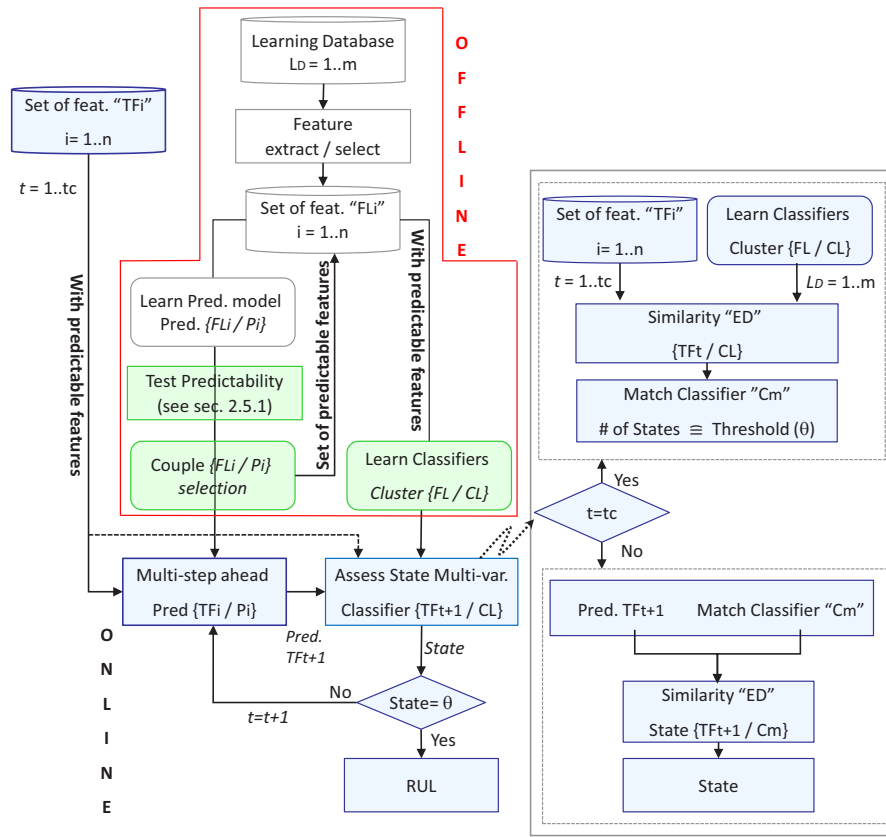


FIGURE 50 – Pronostic sans *a priori* sur les seuils - synoptique d'ensemble

3.3.2 Phase hors ligne : apprentissage des prédicteurs et classificateurs

Considérons une base d'apprentissage constituée des descripteurs FL_i d'un ensemble de cas passés m . Conformément à la dimension de l'espace des descripteurs, n prédicteurs univariés P_i sont construits en utilisant le SW-ELM. L'apprentissage de chaque prédicteur est assuré grâce aux données des m cas (Fig. 51, partie de gauche). L'ensemble des

descripteurs est ensuite réduit aux "prédictibles" tel que proposé au chapitre 2 (page 72). Sur cette base (en ne considérant que les descripteurs prédictibles), un classificateur du type S-MEFC est construit pour chaque cas d'apprentissage, de sorte que le nombre d'états est propre à chacun des cas (Fig. 51, partie de droite).

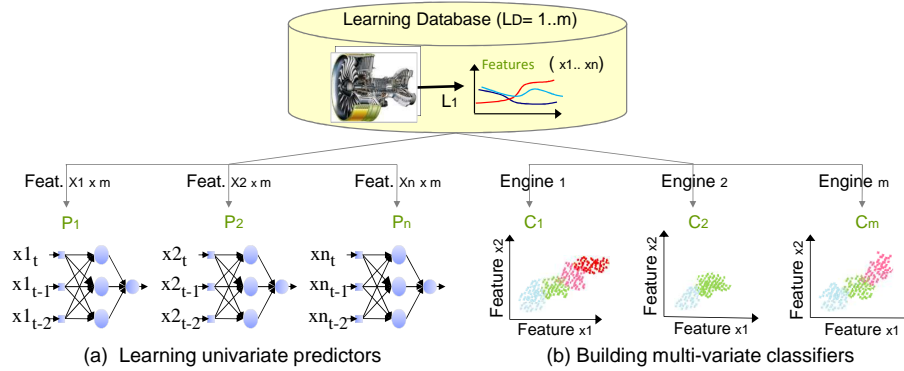


FIGURE 51 – Phase hors ligne : apprentissage des prédicteurs et classificateurs

3.3.3 Phase en ligne : prédictions et estimations d'états

Considérons désormais un nouveau cas pour lequel les descripteurs prédictibles sont connus (extraits) jusqu'à la date courante tc à laquelle le pronostic est initié (Fig. 52). Dans un premier temps, la distance entre ce nouveau cas et chacun des classificateurs appris est calculée (eq. 53) afin de déterminer le classificateur le plus approprié à la série de test en cours. Ceci permet de déterminer le nombre d'états à considérer pour le système surveillé, et ainsi de fixer le seuil de défaillance par analogie avec celui du cas d'apprentissage retenu. Chacun des descripteurs est ensuite prédit à long terme (structure "Iterative" à base de SW-ELM) et l'état du système peut être estimé à tout instant. Le RUL découle de cette procédure (eq. 51).

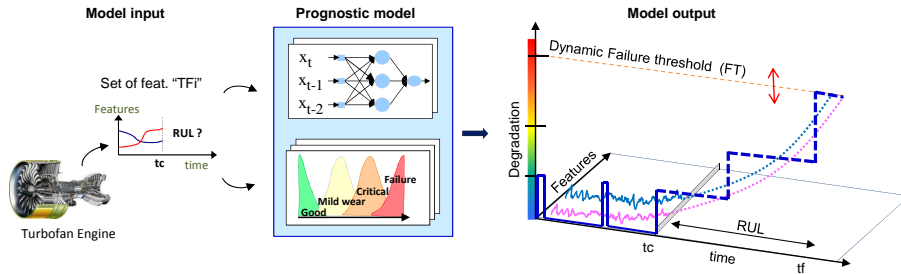


FIGURE 52 – Phase en ligne : prédictions et estimations d'états

4 Application et discussion

4.1 Données et protocole de tests

4.1.1 Données de tests : le PHM challenge 2008

Afin d'illustrer l'intérêt de l'approche de classification non-supervisée et de la procédure de seuillage dynamique proposées, nous considérons à nouveau l'application réelle de PHM introduite lors de la première conférence internationale IEEE PHM (2008) [143, 175] : TURBOFAN (page 73). Plus précisément, nous exploitons les données complètes des fichiers "*train - FD001.txt*" et "*test - FD001.txt*".

Pour mémoire, le fichier d'apprentissage comprend 100 cas (100 engins). Pour chacun, les données sont constituées de 26 variables temporelles bruitées (descripteurs), auxquelles est corrélé le temps résiduel avant défaillance (RUL quantifié en heures ou en nombre de cycles). De ces 26 descripteurs, 8 ont été retenus (tableau 13, page 73). La Fig. 53 illustre la dispersion des trajectoires du descripteur #2 (partie de gauche) et celle des durées de vie pour les 100 engins d'apprentissage (partie de droite) ; il apparaît clairement que les données sont fortement bruitées et que les historiques ne sont que partiellement similaires.

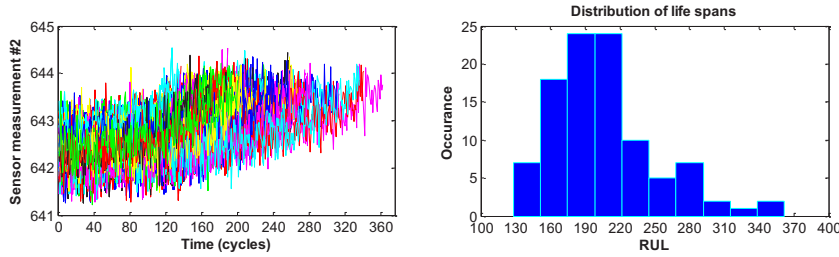


FIGURE 53 – TURBOFAN - dispersion des mesures et durées de vie

4.1.2 Objet des tests et critères d'évaluation

Le fichier de test "*test - FD001.txt*" est composé de bouts de trajectoires (descripteurs) jusqu'à l'instant présent tc (pour 100 cas). La durée de vie résiduelle est bien évidemment supposée inconnue et doit être estimée. Elle peut ensuite être évaluée par comparaison au RUL réel : fichier "*rul - FD001.txt*". Lors du challenge, un intervalle d'acceptabilité avait été défini afin de mesurer la qualité des estimations : $I = [-10, 13]$ (Fig. 54). Cet intervalle est également utilisé pour quantifier un score final [175] :

$$s = \begin{cases} \sum_{i=1}^n e^{-\left(\frac{d}{a1}\right)} - 1 & \text{for } d < 0 \\ \sum_{i=1}^n e^{\left(\frac{d}{a2}\right)} - 1 & \text{for } d \geq 0 \end{cases} \quad (54)$$

où $a1 = 10$ et $a2 = 13$, d l'erreur d'estimation (RUL estimé - réel), et n le nombre de cas.

Par ailleurs, nous proposons d'évaluer les performances du pronostic sur la base des deux critères suivants : le temps de calcul total pour apprendre et tester les 200 cas, la précision du pronostic évaluée par le coefficient de détermination (R2).

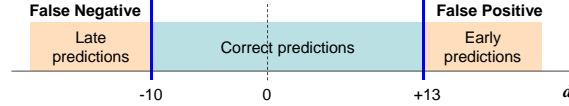


FIGURE 54 – TURBOFAN - intervalle de l'erreur de prédiction

Lors des simulations, la topologie du réseau de chaque prédicteur SW-ELM a été fixée comme suit : 3 nœuds d'entrée, 5 nœuds cachés, 1 nœud de sortie, avec la constante $C = 0.1$. Le classificateur S-MEFC a été utilisé avec $ra = 0.4$ et $\sigma = 0.38$.

4.2 Illustration de la procédure de seuillage dynamique

Conformément aux conclusions tirées dans le chapitre 2, l'utilisation de descripteurs prédictibles devrait conduire à de meilleures estimations du RUL. Nous nous proposons de valider cette hypothèse en exploitant dans un premier temps l'ensemble des descripteurs $\{F1 - F8\}$, puis seulement ceux identifiés comme prédictibles $\{F1 ; F4 - F8\}$ (page 75). Pour estimer le RUL, les prédicteurs SW-ELM et classificateurs S-MEFC sont appris sur 100 cas et testés sur 100 autres, les données étant maintenues avec leurs échelles d'origine (sans normalisation). A titre d'exemple de résultat, la Fig. 55 illustre l'estimation du RUL sur la base de tous les descripteurs $\{F1 - F8\}$ pour le premier cas de test.

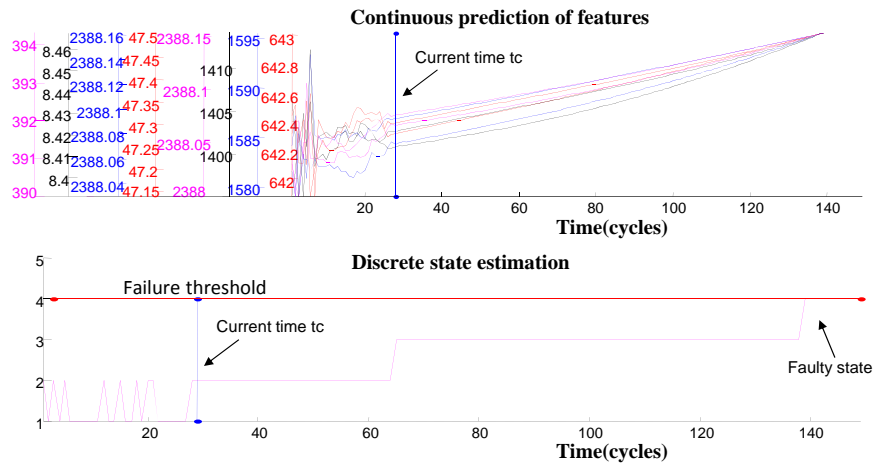


FIGURE 55 – TURBOFAN - estimation du RUL par seuillage automatique - Test 1

Rappelons que l'algorithme S-MEFC est utilisé afin de définir les seuils de défaillance de manière dynamique. L'application TURBOFAN est un exemple caractéristique de l'intérêt de cette procédure : les turboréacteurs ont des trajectoires de dégradation différentes et toute hypothèse de ce point de vue doit être évitée. Considérons la Fig. 56 qui illustre les résultats de la phase de classification de l'état de santé des engins #1 et #100 : dans le cas du réacteur #1, les données sont partitionnées en 4 groupes, dans celui du réacteur #100, 6 classes d'état sont créées. Chacun de ces deux engins traverse donc des états de santé qui lui sont propres, et il en est de même pour tous les réacteurs étudiés (Fig. 57).

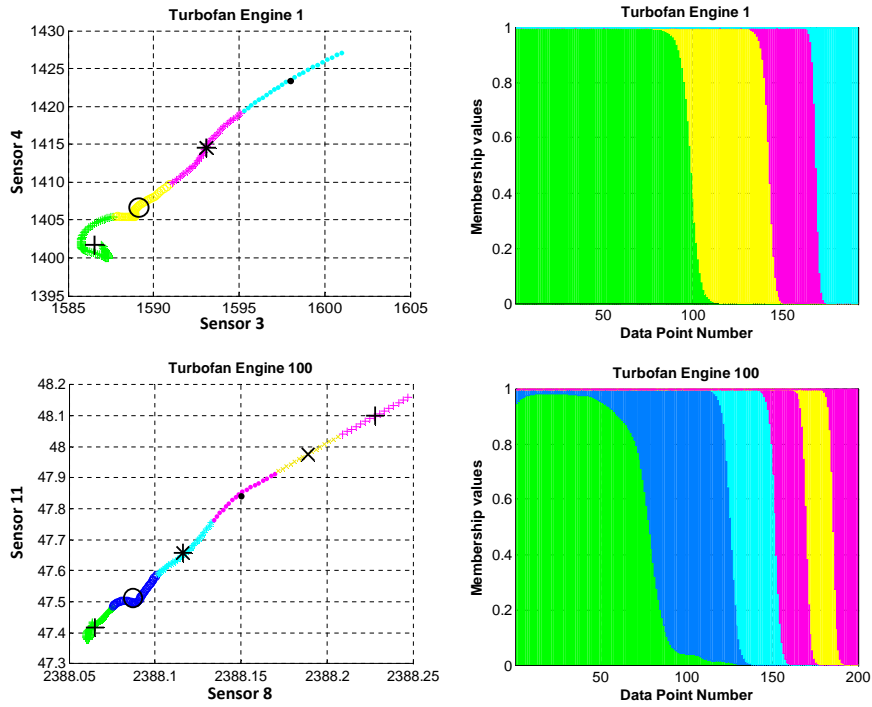


FIGURE 56 – TURBOFAN - illustration des classes d'états variables

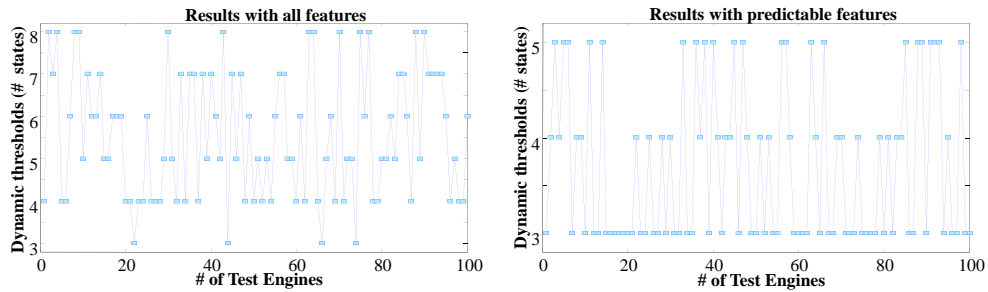


FIGURE 57 – TURBOFAN - assignation dynamique des seuils de défaillance

4.3 Performances de l'approche

Les résultats de tests sont discutés ici sur la base des critères d'évaluation proposés en section 4.1.2. Notre intention est de comparer l'approche à l'existant. Malheureusement, les papiers portant sur les données du PHM Challenge 2008 ne mentionnent pas de manière explicite les données utilisées, ou ne donnent pas suffisamment de détails sur les erreurs d'estimations du RUL et le score s obtenus. Nous ne pouvons donc aller au delà d'une comparaison avec [167] qui porte sur les mêmes séries de données. Le tableau 29 synthétise les résultats de tests pour les 100 réacteurs considérés.

TABLE 29 – TURBOFAN - pronostic par seuillage dynamique - résultats de tests

Critère	Descripteurs F1 à F8	Descripteurs prédictibles	Littérature [167]
Intervalle erreur RUL	$[-85, 74]$	$[-39, 60]$	$[-85, 120]$
# estimations "à temps"	32	48	53
# estimations "trop tôt"	34	40	36
# estimations "trop tard"	34	12	11
R^2	0.55	0.614	N/A
Temps	5mn 33sec	3mn 54sec	N/A
Score s	4463	1046	N/A

▷ L'approche de pronostic basée sur la prédictabilité conduit à de meilleurs résultats que celle basée sur l'ensemble des descripteurs. Ce n'est pas une surprise : les descripteurs difficilement prédictibles augmentent l'incertitude et biaisent le classificateur.

▷ Il n'est pas concevable ici d'analyser en profondeur les résultats de tests. Il apparaît néanmoins que l'approche de pronostic proposée offre de bonnes performances d'estimation du RUL ($I=[-39, 60]$, $R^2=0.614$), avec une tendance à le sous-évaluer (estimation trop tôt) ce qui est préférable. Les Fig. 58 et 59 en donnent une illustration.

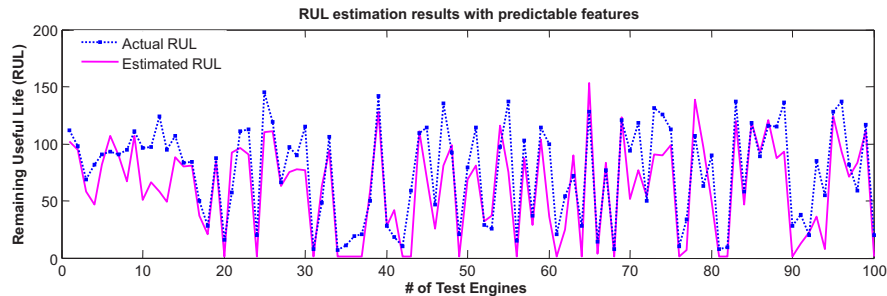


FIGURE 58 – TURBOFAN - RUL estimés et réels (sur 100 tests)

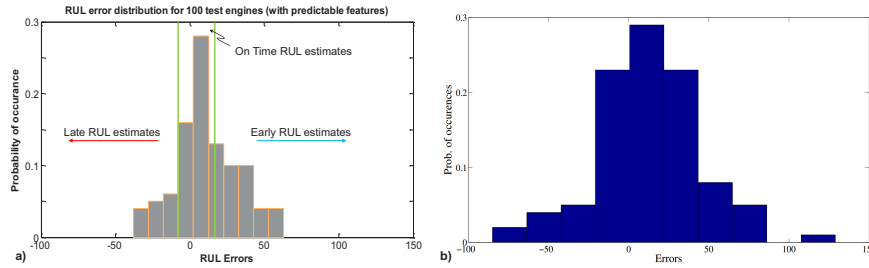


FIGURE 59 – TURBOFAN - pdf sur le RUL - a) approche proposée, b) par [167]

▷ Le temps de calcul de l'approche proposée pour l'apprentissage et le test sur les 200 réacteurs est de 3mn et 54sec. Cette performance est particulièrement remarquable et en cohérence avec les exigences "temps réel" d'une application industrielle; à titre de comparaison, une approche telle que celle proposée dans [192] peut prendre plusieurs heures de calcul pour "seulement" 100 cas tests.

4.4 Remarques complémentaires

Il n'est pas possible de comparer plus amplement notre approche à celles de travaux publiés au préalable. Cependant, au delà des indices de performance que nous avons tâché de quantifier, l'approche de classification des états de santé proposée ici présente différents intérêts qu'il convient de souligner.

- Elle est d'une mise en œuvre très rapide; seuls 4 paramètres sont à fixer par l'utilisateur.
- Les descripteurs peuvent être utilisés sans étape de normalisation, et les séries de données peuvent être de longueurs différentes.
- Les données n'ont pas besoin d'être labellisées.
- Les seuils de défaillance sont fixés dynamiquement, sans connaissance préalable.

5 Synthèse partielle

La classification permet de déterminer l'état de fonctionnement d'un système surveillé, et par suite sa durée de vie résiduelle (RUL). Dans un objectif de pronostic fiable et générique, quatre aspects au moins doivent être considérés.

- L'état de santé d'un bien est conditionné par l'historique et la variabilité des conditions d'exploitation. Aussi, les frontières entre états (classes) sont vagues. Les données d'apprentissage ne sont que rarement labellisées (même les états de panne

ne sont pas toujours identifiables). Les outils de classification doivent donc être adaptés à des situations "non-supervisées", et à même d'apprendre de nouveaux états.

- Les prédictions étant incertaines, il est également nécessaire d'introduire la notion de gradation d'appartenance entre états de fonctionnement ; l'étape de classification peut conduire à des situations d'ambiguïté. Nous prônons qu'il est astucieux de tenter de reconnaître des franchissements d'états, tout en s'accommodant de l'incertitude sur les données prédites.
- Compte tenu que la connaissance sur les états de fonctionnement n'est pas disponible *a priori*, la notion de seuil de défaillance est difficilement formulable de manière unique. Nous estimons sur ce point qu'il convient d'identifier des trajectoires de dégradation similaires déjà observées afin de quantifier les seuils.
- Enfin, afin de pousser les limites du pronostic orienté données, nous jugeons utile de tendre vers des méthodes de classification au paramétrage le plus simple et/ou intuitif possible, et au déploiement rapide.

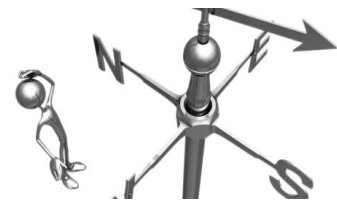
Trois familles de développements ont été menées. Nous avons d'abord proposé de combiner des approches neuro-floues dites "évolutives" et auto adaptables, à des algorithmes de classification basés sur les fonctions de croyance. L'ensemble permet de tenir compte de l'incomplétude et de l'imprécision des données disponibles, et d'apprendre de nouveaux états à mesure qu'ils sont observés. Nous avons également développé un nouvel algorithme flou de partitionnement ("clustering") permettant de représenter l'incertitude de données multidimensionnelles et qui, associé à des mesures de distance entre les états courants et passés, permet de définir les seuils de défaillance. Enfin, nous avons commencé à explorer l'utilisation des filtres particuliers comme outils permettant d'approximer les états cachés d'un système tout en dimensionnant l'incertitude de pronostic.

L'ensemble a été réalisé dans le cadre des travaux de [PFE4] et de [Doc3-Doc5]. Ce volet fait l'objet de cinq revues internationales avec actes et comités de lecture et de sept conférences internationales avec comités de lecture et actes édités (section 1.2.3 ; [R9-R10, R12, R17-R18], [C11-C12, C27, C31, C33, C40, C42]).

Troisième partie

BILAN ET PROJET DE RECHERCHE

Bilan et perspectives



1	Synthèse des travaux de recherche menés	130
1.1	Quoi : bilan des développements scientifiques menés	130
1.2	Comment : valorisation de plateformes expérimentales	131
2	Perspectives de recherche	132
2.1	La thématique du PHM à l'international	132
2.1.1	Une vision structurante ?	132
2.1.2	Défis actuels	134
2.2	Axes de recherche envisagés	136
2.2.1	Vers les processus de vérification et validation	136
2.2.2	Vers le PHM de systèmes multidimensionnels	139
2.2.3	Vers le PHM médical	141

Synthèse des travaux de recherche menés

1.1 Quoi : bilan des développements scientifiques menés

Par souci de lisibilité, les développements résumés dans la partie II sont associés à une classe de travaux en regard des étapes du PHM, et en dissociant les processus de prédiction et de classification sous-jacents du pronostic. Cependant, la majorité d'entre eux contribuent partiellement à lever plusieurs des verrous identifiés, et c'est dans leur ensemble que les contributions peuvent être mieux appréciées.

De manière générale (Fig. 60), les développements menés permettent de **transformer un ensemble de données brutes** recueillies sur l'équipement surveillé, en un **indicateur de temps résiduel avant défaillance (RUL)** auquel est associée une **confiance**. La phase de décision (non traitée) est basée sur cela, et permet de reboucler sur le système pour y déployer un plan d'actions (commande, maintenance).

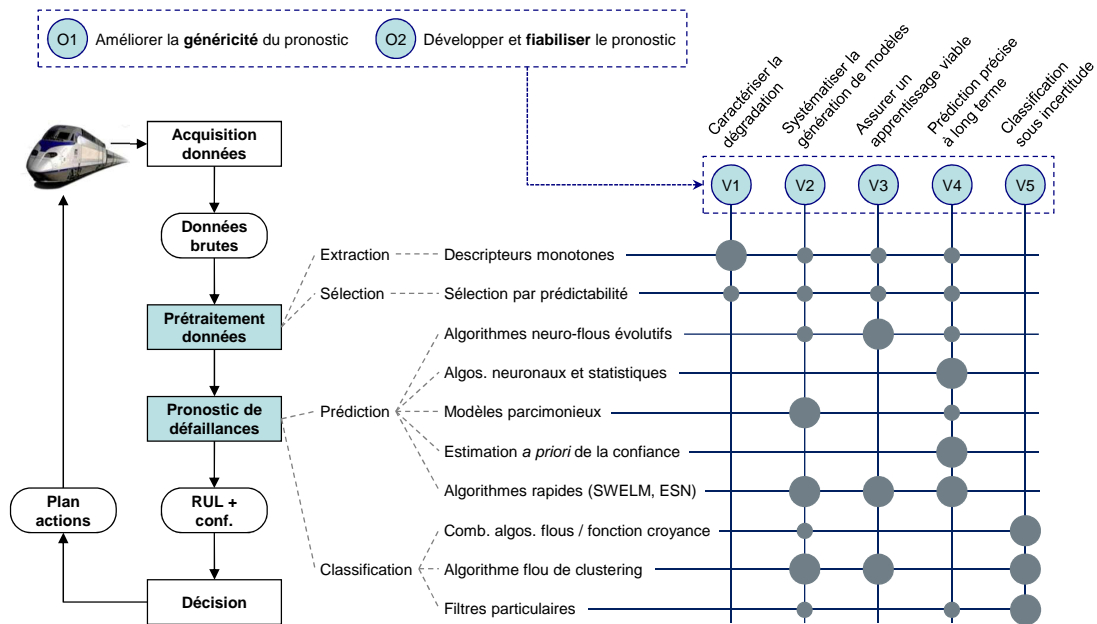


FIGURE 60 – Synthèse des développements menés

Une part des travaux a consisté à proposer une méthode pour **caractériser les dégradations** par des descripteurs monotones et prédictibles. Sur cette base, nous avons principalement développé des **algorithmes** de pronostic **connexionistes** (neuronaux et neuro-flous) en cherchant à optimiser le compromis entre performances et applicabilité. Compte tenu des limites inhérentes à l'apprentissage d'outils de pronostic, les travaux

ont été menés afin, d'une part, de **fiabiliser** les estimations du RUL et, d'autre part, de rendre l'approche **générique** en s'affranchissant au mieux possible de prérequis sur l'évolution des dégradations et sur le paramétrage des modèles de pronostic. Sur ce dernier aspect de généralité, nous avons également prospecté l'utilisation **d'approches neuronales dites "rapides"**, permettant d'identifier les paramètres des modèles autant de fois que nécessaire (à mesure que les observations sont disponibles) afin de limiter l'erreur d'estimation et de prendre en compte en ligne de nouveaux états. Les frontières entre classes de fonctionnement étant vagues ou inconnues, et variables d'un composant à un autre, nous avons finalement proposé une méthode pour estimer les **seuils de défaillances de manière dynamique**, et s'affranchir ainsi d'hypothèses fortes sur la fin de vie des systèmes.

Quelques remarques.

- L'essentiel des travaux rapportés traite du pronostic orienté données. Nous avons tâché de proposer des pistes de solutions pour le rendre le plus générique possible tout en présentant de bonnes performances d'estimation. Pour autant, notre propos n'est absolument pas de présenter le pronostic orienté données (et les outils associés) comme la meilleure des approches possibles, mais bien comme une alternative viable lorsque la situation s'y prête (manque de compréhension des phénomènes, absence de modèles de comportement).
- Nous ne prétendons nullement avoir définitivement levé l'ensemble des verrous du pronostic, loin s'en faut. De nombreux points durs, liés notamment à la validation des approches développées, restent ouverts, et les approfondissements nécessaires pour renforcer les travaux académiques et espérer un déploiement industriel de la technologie PHM sont encore nombreux. Ce point est discuté en section 2.1.

1.2 Comment : valorisation de plateformes expérimentales

L'ensemble de la communauté PHM souffre du manque de cas réels sur lesquels appuyer ses développements. Aussi, la volonté de validation en situation expérimentale des travaux de recherche sur le pronostic a conduit l'équipe à faire un effort très important pour disposer de démonstrateurs. Ces derniers sont en effet essentiels afin, d'une part, de recueillir les données réelles nécessaires au développement d'algorithmes de PHM et, d'autre part, de proposer des cas tests sur lesquels éprouver ces algorithmes. Une grande part de notre énergie a été consacrée à cela, notamment pour la plateforme PRONOSTIA et les bancs de tests de piles à combustible : définition d'un cahier des charges, encadrement de stagiaires, recherche de fonds, traitement de problèmes logistiques, etc.

Sans pour autant être le seul contributeur au développement et à l'exploitation de ces plateformes, ce travail me semble être un aboutissement qu'il convient de souligner. Ayant pris la responsabilité d'animer les IEEE PHM Challenge en 2012 et en 2014, je peux en effet attester que FEMTO-ST et FCLAB disposent d'un équipement différenciateur à l'international, équipement qui contribue à leur donner une certaine visibilité. Aussi,

au-delà de l'intérêt pratique que cela représente, la mise au point de ces plateformes nous a conduit à nous poser des problèmes d'une nature plus applicative certes, mais desquels découlent de nouveaux enjeux scientifiques : comment instrumenter le système de manière non-intrusive, comment gérer le flux de données, etc.

2 Perspectives de recherche

2.1 La thématique du PHM à l'international

2.1.1 Une vision structurante ?

Considérons la Fig. 61 sur laquelle nous décomposons les étapes du PHM afin de faire apparaître trois ensembles homogènes de processus :

- ceux relatifs aux données d'entrée des modules de PHM (bloc A),
- ceux portant sur la modélisation, l'analyse et la décision (bloc B),
- ceux visant à vérifier et valider (V&V) les développements (bloc C).

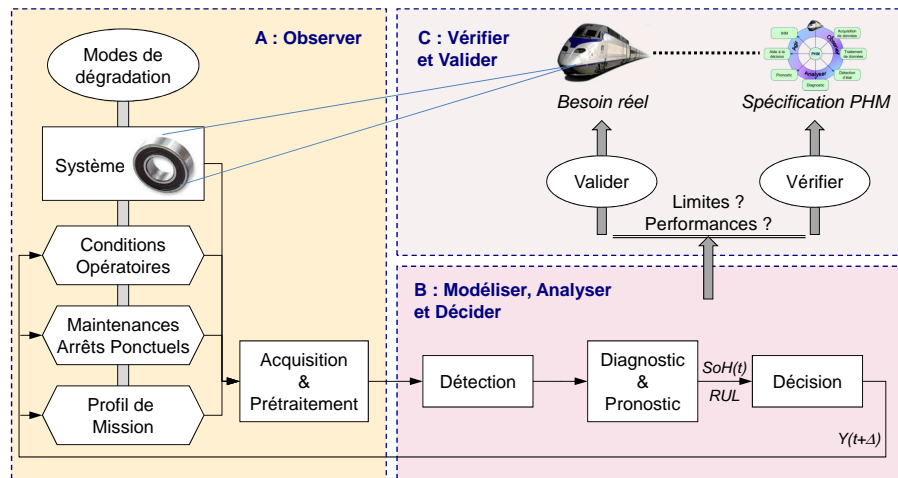


FIGURE 61 – Démarche PHM et processus V&V

▷ A. Observer

Dans cet ensemble, les principaux verrous découlent, des spécificités de l'objet d'étude (le système surveillé), de son engagement, et de la chaîne d'acquisition de données. Nous noterons l'ensemble "contexte".

1. Le système considéré peut être mal appréhendé et les modes de défaillances insuffisamment compris pour être modélisés : les phénomènes ne sont-ils pas réversibles,

comment dissocier / combiner les processus de dégradation multiples, comment intégrer des constantes de temps variables dans ces dégradations, comment qualifier un état, comment mesurer l'interaction entre éléments du système, etc.

2. Autre aspect, le comportement du système dépend évidemment de "l'historique de sollicitations", du profil de mission qui a été défini, des conditions opératoires espérées, mais peut également être impacté par des procédures ponctuelles telles qu'un arrêt pour maintenance.
3. Enfin, le dimensionnement de la chaîne d'acquisition est loin d'être trivial : nature des capteurs, fréquence de mesures, procédures de "routage" et d'archivage de données, etc. Par ailleurs, la complexité des phénomènes (deux points précédents) laisse présager d'un manque de données expérimentales complètes : quelle que soit l'adéquation de l'instrumentation, comment observer l'ensemble du possible, de manière quasi-exhaustive ?

▷ B. Modéliser, Analyser et Décider

La littérature sur le PHM met énormément l'accent sur les défis scientifiques en lien avec les processus de modélisation et d'analyse (détection / diagnostic / pronostic), notamment les problèmes liés à la gestion de l'incertitude. A ce niveau, le verrou le plus évident est en effet celui de la prise en compte des spécificités du système considéré (types de dégradations, natures des sollicitations, conditions opérationnelles, etc.) et de la nature des données recueillies (bruitées, partielles, non-interprétables, etc.) (cf. ▷ A. Observer ci-avant). Néanmoins, une analyse plus objective permet de mettre en relief que ces problèmes (bien que réels) ne sont peut être pas les plus critiques aujourd'hui : les outils de PHM existent (ou peuvent être développés par extension d'approches actuelles), mais ce sont essentiellement leurs limites qui doivent être mieux spécifiées et maîtrisées. En d'autres termes, la communauté scientifique doit aujourd'hui consacrer davantage d'énergie à la recherche de moyens permettant de borner les développements menés.

▷ C. Vérifier et Valider ¹

Cet aspect est encore très peu exploré, voire pas du tout. Pourtant, il s'agit là d'un point essentiel en regard de la diffusion des principes du PHM : comment garantir un niveau de performances des algorithmes développés. Ceci pose à nouveau le problème de la limite de validité des approches de PHM et, par suite, de la clairvoyance quant à l'exhaustivité des types de situations modélisées et analysées. Ce processus de V&V est donc intimement lié à la nature des données d'entrées (contexte de couverture d'une approche), mais également, aux exigences de performances qui, elles, doivent être définies

1. Selon [93] :

- Validation : *the assurance that a product, service, or system meets the needs of the customer and other identified stakeholders*. Formulé simplement, la validation consiste à répondre à la question : "fait-on la bonne chose?".

- Verification : *the evaluation of whether or not a product, service, or system complies with a regulation, requirement, specification, or imposed condition*. Formulé simplement, la vérification consiste à répondre à la question : "fait-on bien les choses?".

et spécifiées en amont (comment dimensionner l'horizon de pronostic, l'erreur admissible, les seuils d'acceptabilité dans le comportement du système, etc.). Cela laisse également entrevoir un problème majeur : comment allouer ces performances (et non les constater *a posteriori*).

2.1.2 Défis actuels

Sur la base des commentaires rapportés en section précédente, nous proposons ci-après une vision critique de la maturité de la discipline PHM. Il ne s'agit pas ici d'être exhaustif en termes de défis scientifiques, mais plutôt de donner une tendance générale sur les principales ambitions collectives que la communauté scientifique du PHM pourrait se fixer, et d'y associer notre sentiment. Les principales conclusions sont synthétisées dans le tableau 30.

TABLE 30 – Vers une nouvelle génération de modules de PHM ?

	Actuel	Futur ?	Commentaires
Observer	Développements ad-hoc	Standardisation	Faible vraisemblance. Au mieux, sera possible par famille de systèmes.
Modéliser, Analyser et Décider	Subjectif par apprentissage	Objectif et adaptatif	Forte vraisemblance. Néanmoins, ce seront des développements dédiés.
Vérifier et Valider	Procédures peu rigoureuses	Systématique	Moyenne vraisemblance. Les performances devraient être spécifiées et les données suffisantes pour mettre à l'épreuve les outils de PHM.
	Long Laborieux	Rapide Automatique	

▷ A. Observer

Un premier objectif dans les années à venir pourrait être de tenter de standardiser les processus en lien avec "l'observation" et la caractérisation des phénomènes physiques du système surveillé.

De notre point de vue, cette ambition est quasi-illusoire. Comment prétendre instrumenter de la même manière une batterie et une machine tournante, comment espérer énoncer des procédures de maintenance similaires entre un composant unique embarqué et une flotte de systèmes, comment trouver des similarités entre les profils de mission d'une machine outil et d'une éolienne, etc. Nous estimons ainsi que ce travail, bien que

capital pour le déploiement industriel des principes du PHM ne pourra être fait que par familles de systèmes : soit par composants (roulements, courroies, batteries, etc.), soit par classes de phénomènes physiques (électrochimiques, vibratoires, thermiques, etc.). Par ailleurs, il est évident que les exigences de performances du PHM (en lien avec la dynamique des phénomènes) et les contraintes d'implémentation sont des facteurs déterminants en termes d'instrumentation : la nature des capteurs et leurs spécifications ne seront pas les mêmes selon que l'horizon décisionnel est de l'ordre de la minute (outil de coupe) ou de quelques centaines d'heures (mandrin d'une machine outil), ou encore selon que la fréquence d'acquisition des signaux est très haute (mesure filaire) ou très basse (capteurs interrogés à distance), etc.

▷ B. Modéliser, Analyser et Décider

Un frein au développement de la discipline PHM est le manque de garanties quant à la couverture des outils construits. Aussi, il est tout à fait légitime de vouloir peu à peu s'affranchir des approches basées sur des processus d'apprentissage (par essence incomplets) afin d'aller vers une modélisation plus "objective" du comportement du système, adaptative si nécessaire, mais en tout cas basée sur la physique des phénomènes.

Malgré tout, nous ne croyons pas au "tout modèle" et nous pensons que si de tels aboutissements sont possibles, ce sera nécessairement pour des types d'applications bien particuliers, dans des conditions de fonctionnement bien précises, etc. En effet, construire un modèle de comportement incluant la dégradation suppose une bonne connaissance des phénomènes physiques sous-jacents, de leurs dynamiques et des facteurs d'influence prépondérants (profils de mission, conditions opérationnelles). Ceci n'est pas systématiquement possible ; le développement d'approches de PHM "objectives" sera donc (à notre sens) nécessairement limité (développements dédiés).

▷ C. Vérifier et Valider

La vérification et la validation des outils de PHM sont des processus critiques pour lesquelles aucune procédure rigoureuse n'existe encore. Il convient de travailler à une systématisation de cela.

Tel qu'illustré sur la Fig. 61, le processus de vérification fait appel aux spécifications du besoin (en termes d'outils de PHM). En cela, c'est une étape particulièrement critique dans une optique de transfert de technologie. Aussi, de notre point de vue, la mise au point de techniques de vérification ne peut être faite à la simple échelle du laboratoire : une collaboration forte avec les industriels est nécessaire afin d'adopter et d'adapter les bonnes pratiques en matière de spécification des besoins, et d'allocation de performances. En revanche, il est d'ores et déjà possible de travailler à une meilleure définition des limites de validité des outils de PHM. Cet aspect est davantage détaillé dans la section suivante relative aux perspectives de recherche.

2.2 Axes de recherche envisagés

Dans la continuité des travaux menés jusqu'ici, nous souhaitons poursuivre le travail engagé sur des systèmes tournants, les roulements, les outils de coupe, et les systèmes Pile à Combustible (PàC) notamment. Cependant, le développement du PHM en général (et du pronostic en particulier) présente de l'intérêt pour des cadres applicatifs pour lesquels il n'a pas été initialement développé. Nous envisageons ainsi d'étendre nos travaux à un secteur particulier, la santé, par le biais du développement du PHM médical.

Sur la base des commentaires formulés en section précédente, nous proposons ci-après quelques pistes de travail à court / moyen termes, avec l'espoir qu'une part des développements envisagés permettront de contribuer à l'effort international dans le domaine. La Fig. 62 synthétise les perspectives de recherche qui s'articulent autour de trois points².

1. *Vérifier et Valider*. Nous souhaitons à ce stade renforcer les développements déjà menés sur le pronostic orienté données afin de proposer des méthodes plus formelles de validation. En complément, nous envisageons de travailler sur la définition de protocoles de tests accélérés qui permettront à terme de faciliter la mise en valeur de la validité des modèles construits.
2. *Modéliser, Analyser et Décider*. Nous nous proposons à ce niveau d'étendre nos travaux afin de traiter des problèmes de pronostic et de décision en adoptant une modélisation physique des phénomènes. Comme spécifié ci-avant, ce type de développements doit selon nous être dédié à une application particulière ; par suite des travaux engagés, notre effort portera sur les systèmes piles à combustible, mais d'autres pistes sont à l'étude (en fonction des opportunités...).
3. *Observer*. Cet axe de travail ne peut être approfondi indépendamment du cadre d'étude (cf. tableau 30). Nous envisageons d'ouvrir la discipline du PHM afin de poser les bases au développement d'une médecine prédictive. Ce champ de recherche est quasiment vierge. A court terme, le principal enjeu est d'être à même de caractériser la dynamique d'une pathologie (variabilité du système humain, etc.).

2.2.1 Vers les processus de vérification et validation

▷ Motivations

Tel que spécifié en section 2.1.1, développer un processus de Vérification & Validation consiste à répondre aux questions :

- Vérification : "fait-on bien les choses". Autrement dit, l'outil de PHM est-il en accord avec les spécifications ?

2. Une de nos intentions est également de capitaliser et valoriser les travaux par le développement de formations industrielles et d'enseignements dédiés au PHM. Cet aspect n'est cependant pas spécifique à notre trajectoire, nous ne le développons pas ici




Période Postdoctorale	A : Observer B. Modéliser, Analyser					
Projet de recherche	C : Vérifier et Valider		B. Modéliser, Analyser et Décider		A : Observer	
Problématique Majeure	Borner les performances des approches		Modéliser les phénomènes complexes		Caractériser la dynamique d'une pathologie	
Axes de travail envisagés	<i>Limites modèles</i>	<i>Tests accélérés</i>	<i>Approche hybride</i>	<i>Modélisation récupération</i>	<i>Biomarqueurs prédictifs</i>	<i>Estimateurs d'état santé</i>
Cadre Applicatif	Machines tournantes Outils de coupe 		Systèmes multiphysiques et multiéchelles 		Médecine prédictive 	

FIGURE 62 – Problématiques du projet de recherche

- Validation : "fait-on la bonne chose". Autrement dit, l'outil de PHM est-il en adéquation avec les besoins réels ?

Le processus de vérification requiert que les performances attendues soient clairement explicitées, ce qui suppose (selon nous) de recueillir le point de vue industriel sur la question. En revanche, il est possible de commencer à explorer le processus de validation en développant des méthodes pour borner le cadre applicatif des outils de PHM. Au moins deux axes de travail sont intéressants :

1. évaluer l'écart entre ce qui est observé et ce qui a été "modélisé",
2. proposer des approches rapides pour tester les outils de PHM.

▷ Axe 1 : limites de validité du pronostic orienté données

Intentions. Au même titre que les activités de "détection" et de "diagnostic", la mise en place d'outils de pronostic doit faire face aux spécificités des problèmes traités : données non stabilisées (incertitude, aléas), connaissances utiles mal "bornées" (formalisation difficile), mauvaise appréciation des contours d'une étude, dynamique prononcée de l'évolution de l'équipement... Il s'ensuit que les performances réelles des approches de pronostic sont très difficiles à évaluer, ne serait-ce que parce qu'estimées *a priori*. Un premier volet de perspectives de travail porte ainsi naturellement sur l'extension de nos

développements. Nous souhaitons renforcer les travaux sur la fiabilisation du pronostic orienté données en proposant une méthode permettant de définir les limites de validité des outils. De manière plus ambitieuse, nous souhaitons proposer une démarche pour que les performances d'un système de pronostic découlent d'exigences applicatives : adapter la technologie au besoin et non l'inverse...

Pistes de travail. Sur l'ensemble de ces aspects, nous envisageons de reprendre et développer une idée introduite dans le cadre de la thèse de Kamran Javed [Doc3]. Tout modèle de PHM est construit sur la base d'hypothèses, intentionnelles ou non, les plus difficiles à identifier (parce qu'involontaires) étant celles relatives à la plage de valeurs des données utilisées pour l'apprentissage, et celles relatives aux caractéristiques physiques du système étudié (diamètre d'un roulement, matériau d'un outil de coupe). L'ensemble peut être regroupé sous le terme "contexte" C , mais cette notion doit encore être stabilisée : $C = \bigcup(V_c)$, où V_c désigne les variables du contexte. Nous proposons de formaliser cela. Sur cette base, nous pouvons poser qu'à un contexte particulier C_i correspond un niveau de performances P_i (lesquelles doivent également être décrites : précision, temps de calcul, etc.), et cela, pour un outil de PHM donné $O : C_i \xrightarrow{O} P_i$. L'idée de la validation *a priori* est d'être à même de borner les performances lorsqu'une nouvelle situation est rencontrée. Nous envisageons ainsi de proposer des mesures de distance entre les situations apprises et la situation courante : $dist(\bigcup(C_i); C_j)$. Il sera enfin nécessaire de développer un moyen pour inférer *a priori* la performance de l'outil sur la situation courante : $dist(\bigcup(C_i); C_j) \xrightarrow{?} P_j$.

Si cette idée peut paraître triviale, les verrous sont encore nombreux :

- le concept de contexte est loin d'être stabilisé,
- les grandeurs V_c du contexte peuvent être multidimensionnelles, et ne sont pas toutes de même poids en regard des performances,
- d'une situation à l'autre, une même variable peut être de dimensions différentes (par exemple les séries de données temporelles),
- la mesure de distance à définir doit s'accomoder des points précédents,
- l'inférence des performances est une fonction à développer.

▷ Axe 2 : tests accélérés et mise à l'échelle des modèles de pronostic

Intentions. Le développement de méthodes de pronostic s'appuie nécessairement sur de nombreuses campagnes expérimentales, dont certaines présentent des durées particulièrement importantes et peuvent être très coûteuses. De fait, se pose aujourd'hui la question de la mise au point de techniques de vieillissement accéléré, pour des besoins expérimentaux liés à la thématique du pronostic, mais également dans un objectif industriel de diffusion de la technologie. De nouvelles problématiques émergent ainsi, liées notamment :

- à la définition de profils de tests représentatifs du vieillissement,
- au développement de nouvelles techniques d'observation des défauts (grâce à une meilleure compréhension des phénomènes physiques en présence),

- au développement de méthodes de "mise à l'échelle" des modèles de pronostic (comment valider en conditions normales de fonctionnement, des modèles ayant été construits sur la base de données expérimentales de vieillissement accéléré?).

Le principal verrou à lever reste néanmoins celui de l'émulation d'une dégradation ; en effet, il ne s'agit pas de reproduire un défaut de manière accélérée, mais bien d'arriver à en approximer la dynamique au cours du temps. Par suite, notre intention est de développer cet axe sur une cible applicative pour laquelle un modèle analytique de comportement incluant la dégradation est espéré.

Pistes de travail. Nous envisageons de baser le travail sur des analyses de sensibilité des modèles aux variations conjointes de paramètres, lesquelles seront corrélées aux changements dans les profils de tests. Considérons que nous disposons d'une représentation d'état du système incluant la dégradation :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u, t, \theta) \\ y = h(x, u, t, \theta) \end{cases} \quad (55)$$

où u désigne ici le profil de test. Les paramètres θ évoluent en fonction du temps (vieillessement) mais également en fonction du profil de mission u . Il s'ensuit que si des profils de missions sont définis pour des tests accélérés (principalement en faisant varier l'amplitude et la fréquence des sollicitations : u'_1, \dots, u'_i), des ensembles de paramètres θ'_i pourront être identifiés. L'idée est alors d'analyser la corrélation entre, d'une part, la variance du modèle aux paramètres ($\theta'_i \rightarrow y'_i$) et, d'autre part, la variance des paramètres aux profils de mission ($u'_i \rightarrow \theta'_i$). L'étape suivante consistera enfin à définir une fonction d'accélération afin d'estimer les paramètres du modèle de pronostic qui aurait été obtenu dans des conditions de vieillissement normales (θ), en fonction de ceux du modèle de pronostic construit sur la base de tests accélérés (θ').

2.2.2 Vers le PHM de systèmes multidimensionnels

▷ Motivations

Nous projetons de travailler sur le PHM de systèmes complexes de par le caractère multidimensionnel des phénomènes : systèmes multi-physiques (électriques, fluidiques, électrochimiques, thermiques, mécaniques, etc.) et multi-échelles (de temps et d'espace) dont les comportements sont difficilement appréhendables. Ce travail a déjà été initié sur la Pile à Combustible (PàC) dans le cadre d'une collaboration transverse au sein de l'institut FEMTO-ST (par le biais de la fédération de recherche FCLAB) ; les premiers états de l'art que nous avons réalisés nous renforcent dans ce choix de système cible [105, 106]. Cependant, nous souhaitons plus largement développer le PHM de systèmes complexes d'autres natures : électrolyseurs, sources énergétiques hybridées, structures de génie civil, matériaux légers, etc.

Dans ce type d'applications, la nature non linéaire des phénomènes, le caractère réversible ou non des dégradations, et les interactions entre composants rendent difficile une

étape de modélisation des défaillances. Aussi, le manque actuel de "constance" dans les qualités de fabrication, ou encore la faible quantité de produits réalisés, prohibent la caractérisation statistique de leur comportement. Se posent également les problèmes d'observabilité des grandeurs symptomatiques des dégradations et, plus généralement, des contraintes expérimentales limitant la quantité des campagnes de test (coûteuses) pouvant être réalisées. Le cadre informationnel reste ainsi relativement faible : données manquantes, déséquilibre dans le recueil entre les données caractéristiques de modes de bon fonctionnement et de modes de défaillance, etc. Compte tenu de tout ceci, nous souhaitons aborder les problématiques suivantes.

1. Malgré les premiers travaux apparus récemment, il est encore nécessaire de développer un modèle complet de prédiction du comportement et des dégradations en fonction des conditions opératoires et environnementales.
2. Des algorithmes de contrôle auto-adaptatifs, reconfigurables et tolérants aux fautes doivent être développés pour que les missions puissent être remplies dans les meilleures conditions.

▷ Axe 1 : pronostic hybride - modélisation multidimensionnelle

Intentions. Développer des approches de pronostic implique de tenir compte de la quantité et du type d'information *a priori*, de son incomplétude, etc. Ce point est d'autant plus critique que les systèmes évoluent dans leur complexité et dans leur échelle. A titre d'exemples de freins limitant le développement de modèles de pronostic, citons simplement la variabilité possible des conditions de fonctionnement (environnement, sollicitations) et les phénomènes d'interactions entre composants au sein d'un système. Ces deux facteurs contraignent fortement l'activité de modélisation (ou, tout au moins, réduisent la généricité des modèles développés). Une grande part de nos perspectives de recherche porte sur la prise en compte de ce caractère multidimensionnel du pronostic (multiphysique, multiéchelle).

Pistes de travail. Pour ce faire, nous souhaitons prospecter le pronostic dit "hybride". L'idée sous-jacente est de développer des modèles analytiques de comportement (éventuellement incomplets), incluant de manière explicite la dégradation (éq. 55, page 139). Les paramètres de tels systèmes peuvent ensuite être identifiés par apprentissage. Ce type d'approches, très prometteuses, requiert cependant une forme de modélisation des dégradations, et ne peut donc être envisagé que sur des cibles applicatives pour lesquelles une compréhension physique des phénomènes est possible (cf. tableau 30, page 134). C'est le cas de la pile à combustible, et deux thèses sont actuellement en cours sur cette problématique de modélisation du comportement pour le pronostic [Doc5 et Doc6]. La première vise le développement d'un modèle récursif du comportement intégrant la dégradation, dont les paramètres sont identifiés par filtrage particulière. La seconde porte sur la définition d'un modèle analytique du comportement dégradé de la PàC basé, d'une part, sur une équivalence électrique et, d'autre part, sur un modèle d'états. Un verrou complémentaire apparaît. La dynamique des dégradations est par essence plu-

tôt lente (quelques centaines d'heures) alors que les données de surveillance "portent" également l'information de la dynamique rapide de l'état du système. Il est ainsi difficile, lors de l'apprentissage, de dissocier ce qui est de l'ordre d'une réponse instantanée du modèle de comportement, de ce qui est dû à la dégradation ; s'ensuit une forme d'incertitude qui ne caractérise pas réellement les performances à long terme d'un modèle de pronostic. Sur ce point, nous souhaitons développer une approche permettant la modélisation de phénomènes et l'estimation de paramètres à échelles de temps multiples. Nous avons déjà initié ce travail en combinant plusieurs filtres à particules, chacun portant sur des constantes de temps différentes [108]. Ce travail doit être renforcé et étendu.

▷ **Axe 2 : vers le pilotage de systèmes se dégradant - modélisation de la remise en conditions opérationnelles**

Intentions. Le pronostic n'est pas une fin en soi. Il doit permettre de décider d'actions de maîtrise à mettre en œuvre pour maintenir le système à un certain niveau de performances (commande adaptative, ordonnancement de tâches de maintenance). A court terme, le caractère immédiat de l'action pose de gros problèmes de granularité des décisions : comment justifier qu'une commande immédiate permettra d'éviter ou de tolérer un problème qui apparaîtra potentiellement à moyen/long terme ? Il apparaît qu'en complément de l'approximation des dégradations, il est certainement nécessaire de modéliser la "récupération" d'un système industriel. Cet aspect n'est pratiquement pas prospecté à l'international.

Pistes de travail. De ce point de vue, une approche similaire à celles déjà décrites pour le pronostic (cf. ▷ *Axe1* ci-avant) peut être envisagée. Ce travail a été lancé dans le cadre de la thèse de Marine Jouin [Doc5] : nous nous efforçons de modéliser les phénomènes de récupération de la pile à combustible. L'approche est encore incomplète et doit davantage être flexible afin de tenir compte des modifications de conduite des systèmes au cours du temps, des changements de conditions opérationnelles, etc.

2.2.3 Vers le PHM médical

▷ **Motivations**

Les établissements de soins et de santé sont aujourd'hui confrontés aux mêmes contraintes d'efficacité que les entreprises de production de bien et/ou de service. Aussi, le domaine hospitalier est devenu un objet spécifique d'investigation au niveau international, et les frontières entre les sciences du vivant et les sciences d'ingénierie s'estompent, comme en témoigne la création de l'initiative "IEEE Life Sciences" [92].

La "chaîne de soins" doit permettre d'assurer un service optimal au patient à chaque instant, et quel que soit le lieu. Mais au-delà de cet aspect sanitaire, les enjeux sont également économique et sociétal ; l'amélioration des soins au sens large doit aujourd'hui

se faire à moindre coût, tout en assurant une prise en charge de grande qualité pour tous. C'est dans ce contexte extrêmement contraint par les ressources humaines et matérielles, les conditions d'hygiène, de sécurité et de qualité dans un environnement évolutif, qu'il est aujourd'hui primordial de proposer aux experts de soins (médecins spécialistes) des méthodes et outils avancés de "PHM" d'aide à la décision (diagnostic et pronostic) et de planification, à la fois efficaces, performants et prédictifs.

Dans cet esprit, nous nous sommes récemment rapprochés de praticiens hospitaliers afin de développer de nouveaux outils de "surveillance" et de "pronostic" médical visant à terme, à permettre de définir des traitements adaptés aux pathologies observées³, à leurs évolutions. L'objectif principal est de poser les bases pour le développement d'un modèle de médecine prédictive, imaginé par analogie avec le cycle PHM. Une première illustration de cette idée est proposée en Fig. 63.

Cependant, construire un modèle de médecine prédictive serait très ambitieux à court terme. Nous souhaitons dans un premier temps concentrer les efforts :

1. sur l'identification des biomarqueurs permettant d'observer l'évolution du système physiologique (humain),
2. sur le développement de premiers modèles d'estimation de l'état de santé au cours du temps.

Notons que ce volet du projet de recherche est de nature à susciter des collaborations internationales avec, d'une part, l'Université de Washington et, d'autre part, la National University of Singapore (NUS). Des collègues de ces 2 entités ont manifesté leur intérêt et des visites sont programmées afin de discuter de collaborations plus ambitieuses.

▷ Axe 1 : valeur prédictive de biomarqueurs

Intentions. Les données utiles au développement de méthodes de PHM médical ne sont pas clairement identifiées : s'il est aujourd'hui possible de détecter une pathologie *a posteriori*, tout l'enjeu est d'être à même de l'anticiper. Autrement dit, quels marqueurs de l'état de santé permettent *in fine* de prévoir l'évolution d'une pathologie : quelle est la valeur prédictive des biomarqueurs ?

Se posent également les problèmes d'observabilité des "symptômes" de la pathologie, et plus généralement des contraintes limitant la quantité des tests médicaux (coûteux) pouvant être réalisés. Réduire la liste des biomarqueurs à valeur prédictive permettrait ainsi d'assurer une bonne qualité de soin tout en réduisant les coûts cliniques induits.

Pistes de travail. Compte tenu de tout ceci, une part des travaux consistera à identifier, par une étude bibliographique et grâce à l'appui des experts du domaine, les types de biomarqueurs permettant d'observer l'évolution du système physiologique (humain), et à terme, d'identifier une pathologie. Sur cette base, une étude du type fouille de données sera menée afin de déterminer les sous-ensembles de biomarqueurs portant "l'information

3. Nous ne sommes pas en mesure de préciser la pathologie qui sera retenue à terme. Les discussions sont en cours...

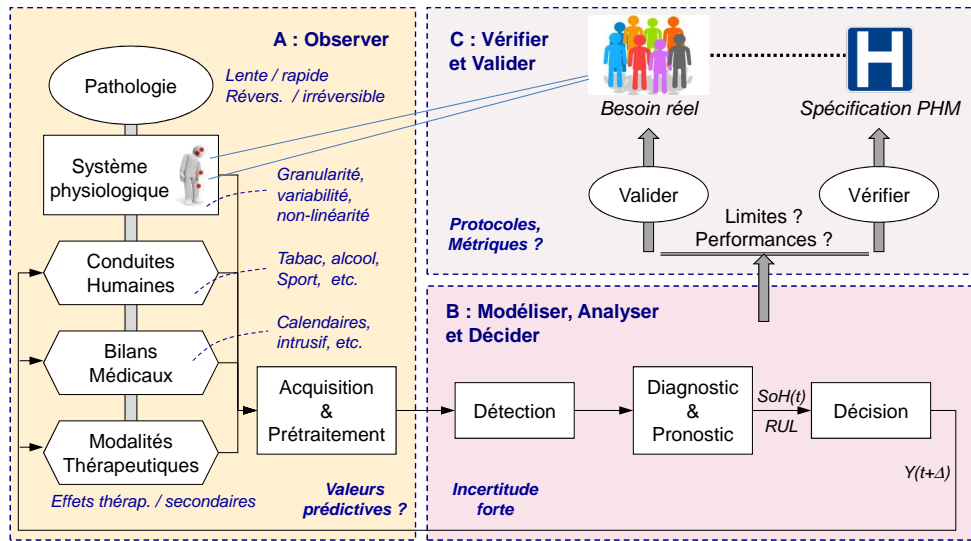


FIGURE 63 – Adaptation de la démarche PHM au domaine médical

utile" : lesquels sont réellement discriminants en regard de la pathologie, et quels types de corrélations temporelles existent.

▷ Axe 2 : premiers modèles d'estimation de l'état de santé

Intentions. Avant d'envisager construire des modèles de pronostic médical, nous nous attacherons dans un premier temps au développement de méthodes d'estimation de l'état de santé (détection de population à risque, détection de personnes touchées, etc.).

Pistes de travail. Les "systèmes humains" sont par nature complexes, multi-échelles, et de comportement difficilement appréhendable. La nature non linéaire des phénomènes, le caractère réversible ou non des pathologies, les interactions entre organes rendent difficile une étape de modélisation. Aussi, la caractérisation statistique de leur comportement se voit limitée par l'amplitude des conduites humaines (habitudes alimentaires, propension à fumer, à boire de l'alcool, pratique d'un sport, etc.), et des traitements donnés aux patients. Nous privilégierons ainsi dans un premier temps les approches "boîte grise / noire" du type réseaux de neurones ou neuro-flous. Des travaux témoignent de leur intérêt pour des applications de PHM médical [13, 67, 68, 69, 115, 130]. Aussi, nous nous appuierons sur l'expertise que nous avons acquise sur de tels outils pour le "pronostic industriel".

POUR CONCLURE...

*L'influence d'un mot, dit à son heure,
n'est-elle pas incalculable ?*

Henri-Frédéric Amiel

*Le paradoxe de la condition humaine,
c'est qu'on ne peut devenir soi-même
que sous l'influence des autres.*

Boris Cyrulnik



Comment conclure si ce n'est en répétant pour la énième fois ce qui est développé dans l'ensemble du manuscrit ? Peut-être en ouvrant un peu la réflexion sur des aspects moins scientifiques, mais essentiels à mon sens.

Présenter une habilitation à diriger des recherches n'est pas une fin en soi, plus une étape, tout comme la thèse. Aussi, les lieux communs à ce sujet ne sont pas rares : "il faut la boucler au plus vite", "qu'importe le contenu, l'important c'est la cohérence d'ensemble", "l'HDR, c'est une formalité", etc. Une chose est indiscutable, c'est un exercice structurant, voire grisant sur certains aspects. Et j'estime - j'insiste sur l'usage du "je" - j'estime qu'il faut garder la mesure des choses...

Il serait malhonnête de penser que les résultats atteints, quelle qu'en soit la qualité, ne sont que le fruit de la réflexion de l'impétrant. Chaque moment vécu dans les laboratoires de recherche est sources d'idées, chaque discussion avec les collègues participe de la maturité, chaque travail engagé avec les étudiants et doctorants apporte une pierre supplémentaire. Présenter une HDR, c'est également faire preuve de cette reconnaissance...

Aussi, il est à mon sens un autre facteur d'une influence capitale : l'environnement. En cela, j'entends les structures dont chacun de nous bénéficie. Dans mon cas, il s'agit de l'ENSMM et de l'Institut FEMTO-ST bien entendu, mais également de la fédération de recherche FCLAB, du Labex ACTION, et de la Région Franche-Comté. Directement ou indirectement, chaque pas dans le développement d'une activité de recherche est conditionné par l'engagement de personnes avec lesquelles une relation directe n'est pas des plus évidentes. Et je suis conscient des opportunités qui m'ont été offertes jusqu'ici, parce

qu'évoluant dans ce microcosme local. Bien entendu, il ne s'agit pas de travailler pour les structures - ce serait beaucoup trop pernicieux - juste de se montrer un peu lucide.

Nous, enseignants-chercheurs, sommes tentés d'estimer nos travaux sur la base de résultats scientifiques, quantitatifs généralement ; il peut s'ensuivre une certaine forme d'aveuglement, de "vanité bénigne". C'est un peu pompeux, mais je crois qu'il nous faut être un minimum clairvoyants ; il est de notre responsabilité d'apprécier la juste valeur de ce que nous faisons, avec le concours de quels instruments socio-économiques, et de reconnaître ce que nous devons aux autres.

RÉFÉRENCES



- [1] Industrial dryer dataset
ftp://ftp.esat.kuleuven.ac.be/sista/data/process_industry.
- [2] Mechanical hair dryer dataset
<ftp://ftp.esat.kuleuven.ac.be/sista/data/mechanical>.
- [3] IEEE PHM 2012 prognostic challenge
www.femto-st.fr/f/d/ieeephm2012-challenge-details.pdf.
- [4] NN3 forecasting competition
<http://www.neural-forecasting-competition.com/nn3/index.htm>.
- [5] PHM 2010 data challenge
www.phmsociety.org/competition/phm/10.
- [6] ABBAS, S. R., AND ARIF, M. New time series predictability metrics for nearest neighbor based forecasting. In *IEEE Multitopic Conference, INMIC'06* (2006), pp. 100–105.
- [7] AKA, R., LIA, Y.-F., VITELLIA, V., AND ZIO, E. A genetic algorithm and neural network technique for predicting wind power under uncertainty. *Chemical Engin.* 33 (2013), 1–6.
- [8] AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transaction Automatic Control* 19 (1974), 716–723.
- [9] AN, D., CHOI, J.-H., AND KIM, N. H. Prognostics 101 : A tutorial for particle filter-based prognostics algorithm using matlab. *Reliability Engineering & System Safety* 115 (2013), 161–169.
- [10] ANGELOV, P., AND FILEV, D. An approach to online identification of takagi-sugeno fuzzy models. *IEEE Tr. Syst. Man & Cybernetics, Part B. Cybernetics* 34 (2004), 484–498.
- [11] ANGELOV, P., AND XYDEAS, C. Fuzzy systems design : direct and indirect approaches. *Soft Computing* 10 (2006), 836–849.
- [12] ANGELOV, P., AND ZHOU, X. Evolving fuzzy systems from data streams in real-time. In *International Symposium On Evolving Fuzzy Systems* (2006), pp. 26–32.

- [13] ARTHI, K., AND TAMILARASI, A. Prediction of autistic disorder using neuro fuzzy systems by applying ANN technique. *Int. J. of Developmental Neuroscience* 26 (2008), 699–704.
- [14] BANAKAR, A., AND AZEEM, M. F. Artificial wavelet neural network and its application in neuro-fuzzy models. *Applied Soft Computing* 8, 4 (2008), 1463–1485.
- [15] BARALDI, P., CADINI, F., MANGILI, F., AND ZIO, E. Model-based and data-driven prognostics under different available information. *Prob. Eng. Mechanics* 32 (2013), 66–79.
- [16] BARALDI, P., CADINIA, F., MANGILIA, F., AND ZIOA, E. Prognostics under different available information. *Chemical Engineering* 33 (2013), 163–168.
- [17] BARALDI, P., COMPARE, M., SAUCO, S., AND ZIO, E. Ensemble neural network-based particle filtering for prognostics. *Mech. Systems & Signal Proc.* 41, 1-2 (2013), 288–300.
- [18] BARALDI, P., MANGILI, F., AND ZIO, E. Investigation of uncertainty treatment capability of model-based and data-driven prognostic methods using simulated data. *Reliability Engineering & System Safety* 112 (2013), 94–108.
- [19] BARALDI, P., MANGILI, F., ZIO, E., ET AL. A kalman filter-based ensemble approach with application to turbine creep prognostics. *IEEE Tr. Reliability* 61, 4 (2012), 966–977.
- [20] BARROS, A., BÉRENGUER, C., AND GRALL, A. On the hazard rate process for imperfectly monitored multi-unit systems. *Reliab. Engineering & Systems Safety* 90, 1 (2005), 169–176.
- [21] BARUAH, P., AND CHINNAM, R. Hmms for diagnostics and prognostics in machining process. *International Journal of Production Research* 43, 6 (2005), 1275–1293.
- [22] BATAINEH, K., NAJI, M., AND SAQER, M. A comparison study between various fuzzy clustering algorithms. *Editorial Board* 5, 4 (2011), 335.
- [23] BELLINI, A., FILIPPETTI, F., TASSONI, C., AND CAPOLINO, G.-A. Advances in diagnostic techniques for induction machines. *IEEE Tr. Ind. Electr.* 55, 12 (2008), 4109–4126.
- [24] BEN TAIEB, S., SORJAMAA, A., AND BONTEMPI, G. Multiple-output modeling for multi-step-ahead time series forecasting. *Neurocomputing* 73, 10-12 (June 2010), 1950–1957.
- [25] BENDJAMA, H., BOUHOUCHE, S., AND BOUCHERIT, M. S. Application of wavelet transform for fault diagnosis in rotating machinery. *International Journal of Machine Learning and Computing* 2, 1 (2012), 82–87.
- [26] BENKEDJOUH, T., MEDJAHAR, K., ZERHOUNI, N., AND RECHAK, S. Health assessment and life prediction of cutting tools based on support vector regression. *Journal of Intelligent Manufacturing* (2013), 1–11.
- [27] BEZDEK, J.-C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithm*. Plenum New York, 1981.
- [28] BHAT, A. U., MERCHANT, S., AND BHAGWAT, S. S. Prediction of melting point of organic compounds using extreme learning machines. *Industrial and Engineering Chemistry Research* 47, 3 (2008), 920–925.
- [29] BOASHASH, B., AND BLACK, P. An efficient real-time implementation of the wigner-ville distribution. *IEEE Tr. Acoustics, Speech and Signal Processing* 35, 11 (1987), 1611–1618.
- [30] BOSNIĆ, Z., AND KONONENKO, I. An overview of advances in reliability estimation of individual predictions in machine learning. *Intelligent Data Analysis* 13, 2 (2009), 385–401.
- [31] BYINGTON, C., AND ROEMER, M. Prognostic enhancements to diagnostic systems for improved condition-based maintenance. In *2002 IEEE Aerospace Conference* (2002).
- [32] CAMCI, F., AND CHINNAM, R. B. Health-state estimation and prognostics in machining processes. *IEEE Tr. on Automation Science and Engineering* 7, 3 (2010), 581–597.

- [33] CAMCI, F., MEDJAHED, K., ZERHOUNI, N., AND NECTOUX, P. Feature evaluation for effective bearing prognostics. *Quality & Reliability Engineering Int.* 29, 4 (2013), 477–486.
- [34] CAO, J., LIN, Z., AND HUANG, G.-B. Composite function wavelet neural networks with extreme learning machine. *Neurocomputing* 73, 7–9 (2010), 1405–1416.
- [35] CHEBIL, J., NOEL, G., MESBAH, M., AND DERICHE, M. Wavelet decomposition for the detection and diagnosis of faults in rolling element bearings. *Jordan Journal of Mechanical & Industrial Engineering* 4, 5 (2010), 260–266.
- [36] CHEN, B., ZHANG, Z., SUN, C., LI, B., ZI, Y., AND HE, Z. Fault feature extraction of gearbox by using overcomplete rational dilation discrete wavelet transform on signals measured from vibration sensors. *Mechanical Systems & Signal Proc.* 33 (2012), 275–298.
- [37] CHENG, C.-T., XIE, J.-X., CHAU, K.-W., AND LAYEGHIFARD, M. A new indirect multi-step-ahead prediction model for a long-term hydrologic prediction. *Journal of Hydrology* 361, 1-2 (Oct. 2008), 118–130.
- [38] CHENG, S., AND PECHT, M. A fusion prognostics method for remaining useful life prediction of electronic products. In *IEEE Int. Conf. on Automation Science and Engineering, CASE* (2009), pp. 102–107.
- [39] CHINNAM, R. B., AND BARUAH, P. A neuro-fuzzy approach for estimating mean residual life in condition-based maintenance systems. *International Journal of Materials and Product Technology* 20, 1 (2004), 166–179.
- [40] CHIU, S. L. Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of intelligent and Fuzzy systems* 2, 3 (1994), 267–278.
- [41] CHOOKAH, M., NUHI, M., AND MODARRES, M. A probabilistic physics-of-failure model for prognostic health management of structures subject to pitting and corrosion-fatigue. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 12 (2011), 1601–1610.
- [42] COBLE, J., AND HINES, J. W. Identifying optimal prognostics parameters from data : A genetic algorithms approach. In *Ann. Conf. of the PHM Society* (2009).
- [43] COBLE, J., AND HINES, J. W. Applying the general path model to estimation of remaining useful life. *Int. Journal of Prognostics and Health Management* 2, 1 (2011), 74–84.
- [44] CÔME, E., OUKHELLOU, L., DENOEU, T., AND AKNIN, P. Learning from partially supervised data using mixture models and belief functions. *Pattern recognition* 42, 3 (2009), 334–348.
- [45] DALAL, M., MA, J., AND HE, D. Lithium-ion battery life prognostic health management system using particle filtering framework. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 225, 1 (2011), 81–90.
- [46] DAQI, G., AND GENXING, Y. Influences of variable scales and activation functions on the performances of multilayer feedforward neural networks. *Pattern Recognition* 36, 4 (2003), 869–878.
- [47] DE FREITAS, J. G., MACLEOD, I., AND MALTZ, J. Neural networks for pneumatic actuator fault detection. *Tr. of South-Afr. Inst. of Electr. Engineers* 90 (1999), 28–34.
- [48] DIEBOLD, F. X., AND KILIAN, L. Measuring predictability : theory and macroeconomic applications. *Journal of Applied Econometrics* 16, 6 (2001), 657–669.
- [49] DOAN, C., LIONG, S., AND KARUNASINGHE, D. Derivation of effective and efficient data set with subtractive clustering method and genetic algorithm. *Journal of Hydroinformatics* 7 (2005), 219–233.

- [50] DONG, H., JIN, X., AND WANG, C. Lithium-ion battery state of health monitoring and remaining useful life prediction based on support vector regression-particle filter. *Journal of Power Sources* 271 (2014), 114–123.
- [51] DONG, M., AND HE, D. A segmental hidden semi-markov model (hsmm)-based diagnostics and prognostics framework and methodology. *Mechanical Systems and Signal Processing* 21, 5 (2007), 2248–2266.
- [52] DONG, S., TANG, B., AND CHEN, R. Bearing running state recognition based on non-extensive wavelet feature scale entropy and support vector machine. *Measurement* 46, 10 (2013), 4189–4199.
- [53] DRAGOMIR, O. E., DRAGOMIR, F., GOURIVEAU, R., AND MINCA, E. Medium term load forecasting using anfis predictor. In *18th IEEE Mediterranean Conference on Control & Automation, MED* (2010), pp. 551–556.
- [54] DRAGOMIR, O. E., GOURIVEAU, R., DRAGOMIR, F., MINCA, E., ZERHOUNI, N., ET AL. Review of prognostic problem in condition-based maintenance. In *European Control Conference, ECC* (2009), pp. 1585–1592.
- [55] DUAN, M. *Time Series Predictability*. Gr. School Milwaukee : Marquette Univ., 2002.
- [56] EL-KOUJOK, M. *Contribution au pronostic industriel : intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou*. PhD thesis, Université de Franche-Comté, 2010.
- [57] EL-KOUJOK, M., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. Towards a neuro-fuzzy system for time series forecasting in maintenance applications. In *IFAC World Cong., Korea* (2008).
- [58] EL-KOUJOK, M., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. Reducing arbitrary choices in model building for prognostics : An approach by applying parsimony principle on an evolving neuro-fuzzy system. *Microelectronics Reliability* 51 (2011), 310–320.
- [59] EN13306. *Maintenance terminology*. European Standard, EN, 2001.
- [60] ENGEL, S. J., GILMARTIN, B. J., BONGORT, K., AND HESS, A. Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining. In *IEEE Aerospace Conference* (2000), vol. 6, pp. 457–469.
- [61] ESPINOSA, J., VANDEWALLE, J., AND WERTZ, V. *Fuzzy Logic, Identification and Predictive Control*. Springer-Verlag, 2004.
- [62] FAN, J., YUNG, K.-C., AND PECHT, M. Physics-of-failure-based prognostics and health management for high-power white light-emitting diode lighting. *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability* 11, 3 (2011), 407–416.
- [63] FAN, J., YUNG, K.-C., AND PECHT, M. Predicting long-term lumen maintenance life of LED light sources using a particle filter-based prognostic approach. *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability* 42, 5 (2015), 2411–2420.
- [64] FANG, N., PAI, P. S., AND EDWARDS, N. Tool-edge wear and wavelet packet transform analysis in high-speed machining of inconel 718. *Journal of Mechanical Engineering* 58, 3 (2012), 191–202.
- [65] FREDERICK, D. K., DECASTRO, J. A., AND LITT, J. S. User’s guide for the commercial modular aero-propulsion system simulation. *C-MAPSS* (2007).
- [66] GAUVAIN, M.-D., GOURIVEAU, R., ZERHOUNI, N., VARNIER, C., PIAT, N., AND HES-SABI, M. Defining and implementing a distributed and reconfigurable information system for prognostics. In *Progn. & System Health Management Conference, Shenzhen* (2011).
- [67] GHAVAMI, P., AND KAPUR, K. Experiments with neural networks as prognostics engines for patient physiological system health management. In *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, Montreal, Quebec, Canada* (2011).

- [68] GHAVAMI, P., AND KAPUR, K. Artificial neural network-enabled prognostics for patient health management. In *IEEE Int. Conf. on Prognostics and Health Management, Denver, CO, USA* (2012).
- [69] GHAVAMI, P., AND KAPUR, K. The application of multi-model ensemble approach as a prognostic method to predict patient health status. In *IEEE Int. Conf. on Prognostics and Health Management, Gaithersburg, MD, USA* (2013).
- [70] GOEBEL, K., AND BONISSONE, P. Prognostics information fusion for constant load systems. In *7th annual Conference on Fusion* (2005), vol. 2, pp. 1247–1255.
- [71] GORJIAN, N., MA, L., MITTINTY, M., YARLAGADDA, P., AND SUN, Y. A review on reliability models with covariates. In *Engineering Asset Lifecycle Management*. Springer, 2010, pp. 385–397.
- [72] GOURIVEAU, R., AND MEDJAHHER, K. Chapter 2 : Industrial prognostic - an overview. In *Maintenance Modelling and Applications*, C. B. J. Andrews and L. Jackson, Eds., ISBN : 978-82-515-0316-7. Det Norske Veritas (DNV), 2011, pp. 10–30.
- [73] GOURIVEAU, R., RAMASSO, E., ZERHOUNI, N., ET AL. Strategies to face imbalanced and unlabelled data in phm applications. *Chemical Engineering Tr.* 33 (2013), 115–120.
- [74] GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. Connexionist-systems-based long term prediction approaches for prognostics. *IEEE Transactions on Reliability* 61, 4 (2012), 909–920.
- [75] GUCIK-DERIGNY, D. *Contribution au pronostic des systèmes à base de modèles : théorie et application*. PhD thesis, Univ. Paul Cézanne - Aix-Marseille III, 2011.
- [76] HAGAN, M. T., AND MENHAJ, M. B. Training feedforward networks with the marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks* 5, 6 (1994), 989–993.
- [77] HANSEN, R. J., HALL, D. L., AND KURTZ, S. K. A new approach to the challenge of machinery prognostics. *J. of engin. for gas turbines and power* 117, 2 (1995), 320–325.
- [78] HENG, A., TAN, A. C., MATHEW, J., MONTGOMERY, N., BANJEVIC, D., AND JARDINE, A. K. Intelligent condition-based prediction of machinery reliability. *Mechanical Systems and Signal Processing* 23, 5 (2009), 1600–1614.
- [79] HENG, A., ZHANG, S., TAN, A. C., AND MATHEW, J. Rotating machinery prognostics : State of the art, challenges and opportunities. *Mechanical Systems and Signal Processing* 23, 3 (2009), 724–739.
- [80] HESS, A., CALVELLO, G., AND FRITH, P. Challenges, issues, and lessons learned chasing the "big p". real predictive prognostics. part 1. In *IEEE Aerospace Conference* (2005).
- [81] HESS, A., STECKI, J. S., AND RUDOV-CLARK, S. D. The maintenance aware design environment : Development of an aerospace phm software tool. In *Proc. PHM08* (2008).
- [82] HONG, L., AND DHUPIA, J.-S. A time domain approach to diagnose gearbox fault based on measured vibration signals. *Journal of Sound and Vibration* 7 (2014), 2164–2180.
- [83] HONG, S., ZHOU, Z., AND LV, C. Storage lifetime prognosis of an intermediate frequency (if) amplifier based on physics of failure method. *Chemical Engineering* 33 (2013).
- [84] HU, C., YOUN, B. D., WANG, P., AND TAEK YOON, J. Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life. *Reliability Engineering & System Safety* 103 (2012), 120–135.
- [85] HU, Y., BARALDI, P., DI MAIO, F., AND ZIO, E. A particle filtering and kernel smoothing-based approach for new design component prognostics. *Reliability Engineering & System Safety* 134 (2015), 19–31.

- [86] HUANG, G.-B., WANG, D. H., AND LAN, Y. Extreme learning machines : a survey. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* 2, 2 (2011), 107–122.
- [87] HUANG, G.-B., ZHU, Q.-Y., AND SIEW, C.-K. Extreme learning machine : a new learning scheme of feedforward neural networks. In *IEEE Int. Joint Conf. on Neural Networks* (2004), vol. 2, pp. 985–990.
- [88] HUANG, N. E., AND SHEN, S. S. *Hilbert-Huang transform and its applications*, vol. 5. World Scientific, 2005.
- [89] HUANG, N. E., SHEN, Z., LONG, S. R., WU, M. C., SHIH, H. H., ZHENG, Q., YEN, N.-C., TUNG, C. C., AND LIU, H. H. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. Royal Soc. of London. Series A : Mathemat., Physical & Engineering Sciences* 454, 1971 (1998), 903–995.
- [90] HUANG, R., XI, L., LI, X., RICHARD LIU, C., QIU, H., AND LEE, J. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods. *Mechanical Systems and Signal Processing* 21, 1 (2007), 193–207.
- [91] HUCK, N. Pairs trading and outranking : The multi-step-ahead forecasting case. *European Journal of Operational Research* 207, 3 (Dec. 2010), 1702–1716.
- [92] IEEE. Life sciences portal. <http://lifesciences.ieee.org/>.
- [93] IEEE1490-2011. *The PMI Standard – A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK® Guide)*. IEEE, 4th edition, Nov 2011.
- [94] ISO13374-2. *Condition monitoring and diagnostics of machines - data processing, communication and presentation - part 2 : data processing*. International Standard, ISO, 2006.
- [95] ISO13381-1. *Condition monitoring and diagnostics of machines prognostics Part1 : General guidelines*. International Standard, ISO, 2004.
- [96] IWANIEC, J., LISOWSKI, W., AND UHL, T. Nonparametric approach to improvement of quality of modal parameters estimation. *Journal of Theoretical & Applied Mechanics* 43 (2005), 327–344.
- [97] JANG, J.-S., AND SUN, C.-T. Neuro-fuzzy modeling and control. *Proceedings of the IEEE* 83, 3 (1995), 378–406.
- [98] JARDINE, A. K., LIN, D., AND BANJEVIC, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing* 20, 7 (2006), 1483–1510.
- [99] JAVED, K., GOURIVEAU, R., ZEMOURI, R., ZERHOUNI, N., ET AL. Features selection procedure for prognostics : An approach based on predictability. In *8th IFAC Int. Symp. On Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes* (2012), pp. 25–30.
- [100] JAVED, K., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. Novel failure prognostics approach with dynamic thresholds for machine degradation. In *39th Ann. Conf. of IEEE Industrial Electronics Society, IECON* (Vienna, Austria, 2013), pp. 4402–4407.
- [101] JAVED, K., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. Sw-elm : A summation wavelet extreme learning machine alg. with a priori initialization. *Neurocomputing* 123 (2014), 299–307.
- [102] JAVED, K., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. A new multivariate approach for prognostics based on extreme learning machine and fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Cybernetics* (2015), à paraître.
- [103] JAVED, K., GOURIVEAU, R., ZERHOUNI, N., AND NECTOUX, P. A feature extraction procedure based on trigonometric functions and cumulative descriptors to enhance prognostics modeling. In *2013 IEEE Conf. on Prognostics and Health Management* (2013).

- [104] JAVED, K., GOURIVEAU, R., ZERHOUNI, N., AND NECTOUX, P. Enabling health monitoring approach based on vibration data for accurate prognostics. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 62, 1 (2015), 647–656.
- [105] JOUIN, M., GOURIVEAU, R., HISSEL, D., PÉRA, M.-C., AND ZERHOUNI, N. Prognostics and health management of PEMFC – state of the art and remaining challenges. *International Journal of Hydrogen Energy* 38, 35 (2013), 15307–15317.
- [106] JOUIN, M., GOURIVEAU, R., HISSEL, D., PÉRA, M.-C., AND ZERHOUNI, N. PHM of proton-exchange membrane fuel cells-a review. *Chemical Engineering Transactions* 33 (2013), 1008–1014.
- [107] JOUIN, M., GOURIVEAU, R., HISSEL, D., PÉRA, M.-C., AND ZERHOUNI, N. Prognostics of {PEM} fuel cell in a particle filtering framework. *International Journal of Hydrogen Energy* 39, 1 (2014), 481–494.
- [108] JOUIN, M., GOURIVEAU, R., HISSEL, D., PÉRA, M.-C., AND ZERHOUNI, N. Joint particle filters prognostics for pemfc power prediction at constant current solicitation. *IEEE Transactions on Reliability* (2015), to appear.
- [109] KABOUDAN, M. A measure of time series predictability using genetic programming applied to stock returns. *Journal of Forecasting* 18, 5 (1999), 345–357.
- [110] KACPRZYNSKI, G., SARLASHKAR, A., ROEMER, M., HESS, A., AND HARDMAN, B. Predicting remaining life by fusing the physics of failure modeling with diagnostics. *Journal of the Minerals, Metals and Materials Society* 56, 3 (2004), 29–35.
- [111] KASABOV, N. *Evolving connectionnist systems - the knowledge engineering approach*. 2nd edition, England, London : Springer Verlag, 2007.
- [112] KASABOV, N., AND SONG, Q. Denfis : Dynamic evolving neural-fuzzy inference system and its application for time-series prediction. *IEEE Tr. Fuzzy Syst.* 10, 2 (2002), 144–154.
- [113] KHELIF, R., MALINOWSKI, S., CHEBEL-MORELLO, B., AND ZERHOUNI, N. Unsupervised kernel regression modeling approach for rul prediction. In *Second European Conference of the Prognostics and Health Management Society* (Nantes, 2014).
- [114] KHOSRAVI, A., NAHAVANDI, S., CREIGHTON, D., AND ATIYA, A. F. Comprehensive review of neural network-based prediction intervals and new advances. *IEEE Transactions on Neural Networks* 22, 9 (2011), 1341–1356.
- [115] KODELL, R.-L., PEARCE, B.-A., BAEK, S., MOON, H., AND AHN, H. A model-free ensemble method for class prediction with application to biomedical decision making. *Artificial Intelligence in Medicine* 46 (2009), 267–276.
- [116] KOTHAMASU, R., HUANG, S. H., AND VERDUIN, W. H. System health monitoring and prognostics-a review of current paradigms and practices. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 28, 9-10 (2006), 1012–1024.
- [117] KUMAR, S., AND PECHT, M. Modeling approaches for prognostics and health management of electronics. *Int. J. of Performability Engineering* 6, 5 (2010), 467–476.
- [118] KUMAR, S., TORRES, M., CHAN, Y., AND PECHT, M. A hybrid prognostics methodology for electronic products. In *IEEE International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN* (2008), pp. 3479–3485.
- [119] LE SON, K., FOULADIRAD, M., AND BARROS, A. Remaining useful life estimation on the non-homogenous gamma with noise deterioration based on gibbs filtering : A case study. In *IEEE-PHM 2012, Denver, June 2012* (2012), p. 6.

- [120] LE SON, K., FOULADIRAD, M., BARROS, A., LEVRAT, E., AND IUNG, B. Remaining useful life estimation based on stochastic deterioration models : A comparative study. *Reliability Engineering & System Safety* 112 (2013), 165–175.
- [121] LEBOLD, M., AND THURSTON, M. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems. In *5th Annual Maintenance and Reliability Conference* (2001).
- [122] LEE, J., WU, F., ZHAO, W., GHAFARI, M., LIAO, L., AND SIEGEL, D. Prognostics and health management design for rotary machinery systems – reviews, methodology and applications. *Mechanical Systems and Signal Processing* 42, 1 (2014), 314–334.
- [123] LI, C. J., AND LEE, H. Gear fatigue crack prognosis using embedded model, gear dynamic model and fracture mechanics. *Mech. Systems & Signal Process.* 19, 4 (2005), 836–846.
- [124] LI, M.-B., HUANG, G.-B., SARATCHANDRAN, P., AND SUNDARARAJAN, N. Fully complex extreme learning machine. *Neurocomputing* 68 (2005), 306–314.
- [125] LI, R.-P., AND MUKAIDONO, M. A maximum-entropy approach to fuzzy clustering. In *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems* (1995), vol. 4, pp. 2227–2232.
- [126] LI, X., LIM, B., ZHOU, J., HUANG, S., PHUA, S., SHAW, K., AND ER, M. Fuzzy neural network modelling for tool wear estimation in dry milling operation. In *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society* (2009).
- [127] LI, X., ZENG, H., J. H ZHOU, HUANG, S., T. B THOE, K. C SHAW, AND B. S LIM. Multi-modal sensing and correlation modelling for condition-based monitoring in milling machine. *SIMTech technical reports* 8, 1 (2007), 50 – 56.
- [128] LIAO, L. *An adaptive modeling for robust prognostics on a reconfigurable platform*. PhD thesis, University of Cincinnati, 2010.
- [129] LIAO, L. Discovering prognostic features using genetic programming in remaining useful life prediction. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 61, 5 (2014), 2464–2472.
- [130] LISBOA, P.-J., AND TAKTAK, A.-F.-G. The use of artificial networks in decision support in cancer : A systematic review. *Neural Networks* 19, 4 (2006), 408–415.
- [131] LORTON, A., FOULADIRAD, M., AND GRALL, A. A methodology for probabilistic model-based prognosis. *European Journal of Operational Research* 225, 3 (2013), 443–454.
- [132] LUO, J., PATTIPATI, K., QIAO, L., AND CHIGUSA, S. Model-based prognostic techniques applied to a suspension system. *IEEE Tr. on Syst., Man, & Cybern.* 38 (2003), 1156–1168.
- [133] MAHAMAD, A. K., SAON, S., AND HIYAMA, T. Predicting remaining useful life of rotating machinery based artificial neural network. *Computers & Mathematics with Applications* 60, 4 (2010), 1078–1087.
- [134] MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Tr. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 11, 7 (1989), 674–693.
- [135] MANGILI, F. *Development of advanced computational methods for Prognostics and Health Management in energy components and systems*. PhD thesis, Politecnico di Milano, 2013.
- [136] MASSOL, O., LI, X., GOURIVEAU, R., ZHOU, J., AND GAN, O. P. An exts based neuro-fuzzy algorithm for prognostics and tool condition monitoring. In *11th IEEE Int. Conf. on Control Automation Robotics & Vision, ICARCV* (2010), pp. 1329–1334.
- [137] MEDJAHHER, K., TOBON-MEJIA, D. A., AND ZERHOUNI, N. Remaining useful life estimation of critical components with application to bearings. *IEEE Transactions on Reliability* 61, 2 (2012), 292–302.
- [138] MEEKER, W., AND LUVALLE, M. An accelerated life test model based on reliability kinetics. *Technometrics* 37 (1995), 2.

- [139] MIMOSA-CBM. Condition-based maintenance; MIMOSA est une association à but non lucratif visant à développer et à encourager l'utilisation d'architectures de données ouvertes. <http://www.mimosa.org/>.
- [140] MOSALLAM, A., MEDJAHHER, K., AND ZERHOUNI, N. Nonparametric time series modelling for industrial prognostics and health management. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 69, 5-8 (2013), 1685–1699.
- [141] MOSALLAM, A., MEDJAHHER, K., ZERHOUNI, N., ET AL. Bayesian approach for remaining useful life prediction. *Chemical Engineering Transactions* 33 (2013), 139–144.
- [142] MULLER, A., SUHNER, M.-C., AND IUNG, B. Formalisation of a new prognosis model for supporting proactive maintenance implementation on industrial system. *Reliability Engineering & System Safety* 93, 2 (2008), 234 – 253.
- [143] NASA. Prognostic data repository. <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>.
- [144] NECTOUX, P., GOURIVEAU, R., MEDJAHHER, K., RAMASSO, E., MORELLO, B., ZERHOUNI, N., AND VARNIER, C. Pronostia : An experimental platform for bearings accelerated life test. In *2012 IEEE Conf. on Prog. & Health Man., Denver, CO, USA* (2012).
- [145] NGUYEN, D., AND WIDROW, B. Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights. In *Int. Joint Conf. on Neural Networks, IJCNN* (1990), pp. 21–26.
- [146] NIU, G., AND YANG, B.-S. Dempster-shafer regression for multi-step-ahead time-series prediction towards data-driven machinery prognosis. *Mechanical Systems and Signal Processing* 23 (2009), 740–751.
- [147] NYSTAD, B. H., GOLA, G., AND HULSUND, J. E. Lifetime models for remaining useful life estimation with randomly distributed failure thresholds. In *First european conference of the prognostics and health management society* (2012), vol. 3.
- [148] OCAK, H., LOPARO, K.-A., AND DISCENZO, F.-M. Online tracking of bearing wear using wavelet packet decomposition and probabilistic modeling : a method for bearing prognostics. *Journal of Sound and Vibration* 302, 4–5 (2007), 951–961.
- [149] OLIVARES, B., CERDA MUNOZ, M., ORCHARD, M., AND SILVA, J. Particle-filtering-based prognosis framework for energy storage devices with a statistical characterization of state-of-health regeneration phenomena. *IEEE Tr. on Measurement* 62, 2 (2013), 364–376.
- [150] ORCHARD, M., TANG, L., SAHA, B., GOEBEL, K., AND VACHTSEVANOS, G. Risk-sensitive particle-filtering-based prognosis framework for estimation of remaining useful life in energy storage devices. *Studies in Informatics and Control* 19, 3 (2010), 209–218.
- [151] OUSSAR, Y., AND DREYFUS, G. Initialization by selection for wavelet network training. *Neurocomputing* 34, 1 (2000), 131–143.
- [152] PAO, H.-T. Forecasting energy consumption in taiwan using hybrid nonlinear models. *Energy* 34, 10 (Oct. 2009), 1438–1446.
- [153] PECHT, M. *Prognostics & health management of electronics*. Wiley Online Library, 2008.
- [154] PECHT, M., AND GU, J. Physics-of-failure-based prognostics for electronic products. *Transactions of the Institute of Measurement and Control* 31, 3-4 (2009), 309–322.
- [155] PECHT, M., AND JAAI, R. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems. *Microelectronics Reliability* 50, 3 (2010), 317–323.
- [156] PENG, Y., DONG, M., AND ZUO, M. J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance : a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 50, 1-4 (2010), 297–313.

- [157] PEYSSON, F., OULADSINE, M., NOURA, H., LEGER, J.-B., AND ALLEMAND, C. New approach to prognostic systems failures. In *Proc. of the 17th IFAC World Congress* (2007).
- [158] POLIKAR, R. Tutorial on wavelets. fundamental concepts and overview of wavelet theory. <http://web.iitd.ac.in/~sumeet/wavelettutorial.pdf>.
- [159] POURTAGHI, A., AND LOTFOLLAHI-YAGHIN, M. Wavenet ability assessment in comparison to ann for predicting the maximum surface settlement caused by tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology* 28 (2012), 257–271.
- [160] PROVAN, G. An open systems architecture for prognostic inference during condition-based monitoring. In *2003 IEEE Aerospace Conference* (2003), vol. 7, pp. 3157–3164.
- [161] QIU, J., SET, B. B., Y., L. S., AND ZHANG, C. Damage mechanics approach for bearing lifetime prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing* 16, 5 (2002), 817–829.
- [162] RAFIEE, J., RAFIEE, M., AND TSE, P. Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis. *Expert Syst. with Applications* 37, 6 (2010), 4568–4579.
- [163] RAJESH, R., AND PRAKASH, J. S. Extreme learning machines-a review and state-of-the-art. *International journal of wisdom based computing* 1 (2011), 35–49.
- [164] RAMASSO, E., AND DENOEU, T. Making use of partial knowledge about hidden states in hmms : an approach based on belief functions. *IEEE Tr. on Fuzzy Systems* (2013).
- [165] RAMASSO, E., AND GOURIVEAU, R. Prognostics in switching systems : Evidential markovian classification of real-time neuro-fuzzy predictions. In *IEEE 2010 Conference Prognostics and Health Management* (2010).
- [166] RAMASSO, E., AND GOURIVEAU, R. Remaining useful life estimation by classification of predictions based on a neuro-fuzzy system and theory of belief functions. *IEEE Transactions on Reliability* 63, 2 (2014), 555–566.
- [167] RAMASSO, E., ROMBAUT, M., AND ZERHOUNI, N. Joint prediction of continuous and discrete states in time-series based on belief functions. *IEEE Tran. on Cybernetics* 43, 1 (2013), 37–50.
- [168] RAO, C. R., AND MITRA, S. K. *Generalized Inverse of Matrices and its Applications*. John Wiley and Sons, New York, 1971.
- [169] SAMHOURI, M., AL-GHANDOOR, A., ALI, S. A., HINTI, I., AND MASSAD, W. An intelligent machine condition monitoring system using time-based analysis : neuro-fuzzy versus neural network. *Jordan J. of Mech. & Indust. Engineering* 3, 4 (2009), 294–305.
- [170] SANKARARAMAN, S. Significance, interpretation, and quantification of uncertainty in prognostics and remaining useful life prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing* 52–53, 0 (2015), 228–247.
- [171] SAXENA, A., CELAYA, J., BALABAN, E., GOEBEL, K., SAHA, B., SAHA, S., AND SCHWABACHER, M. Metrics for evaluating performance of prognostic techniques. In *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management* (2008), pp. 1–17.
- [172] SAXENA, A., CELAYA, J., SAHA, B., SAHA, S., AND GOEBEL, K. On applying the prognostic performance metrics. In *Annual Conf. of the PHM Society* (2009).
- [173] SAXENA, A., CELAYA, J., SAHA, B., SAHA, S., AND GOEBEL, K. Metrics for offline evaluation of prognostic performance. *Int. Jour. of PHM* 1, 1 (2010), 1–20.
- [174] SAXENA, A., CELAYA, J. R., ROYCHOUDHURY, I., SAHA, S., SAHA, B., AND GOEBEL, K. Designing data-driven battery prognostic approaches for variable loading profiles : Some lessons learned. In *Eur. Conf. of Progn. and Health Management Society* (2012).

- [175] SAXENA, A., GOEBEL, K., SIMON, D., AND EKLUND, N. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. In *IEEE Int. Conf. on Prognostics and Health Management* (2008).
- [176] SERIR, L., RAMASSO, E., NECTOUX, P., AND ZERHOUNI, N. E2gkpro : An evidential evolving multi-modeling approach for system behavior prediction with applications. *Mechanical Systems and Signal Processing* 37 (2013), 213–218.
- [177] SI, X.-S., WANG, W., HU, C.-H., AND ZHOU, D.-H. Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches. *European Journal of Operational Research* 213, 1 (2011), 1–14.
- [178] SIKORSKA, J., HODKIEWICZ, M., AND MA, L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems and Signal Processing* 25, 5 (2011), 1803–1836.
- [179] SORJAMAA, A., AND LENDASSE, A. Time series prediction using dirrec strategy. In *ESANN, European Symposium on Artificial Neural Networks* (2006), pp. 143–148.
- [180] TANDON, T. A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings. *Measurement* 12 (1994), 285–289.
- [181] TEODORESCU, H.-N., AND FIRA, L.-I. Analysis of the predictability of time series obtained from genomic sequences by using several predictors. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* 19, 1 (2008), 51–63.
- [182] J.V. DE OLIVEIRA, AND PEDRYCZ, W. *Advances in fuzzy clustering and its applications*. England, Chichester : Wiley & Sons, 2007.
- [183] THOMPSON, M. L., AND KRAMER, M. A. Modeling chemical processes using prior knowledge and neural networks. *AIChE Journal* 40, 8 (1994), 1328–1340.
- [184] TING, W., AND SUGAI, Y. A wavelet neural network for the approximation of nonlinear multivariable function. In *IEEE Int. Conf. on Systems, Man, & Cybernetics, SMC* (1999).
- [185] TOBON-MEJIA, D., MEDJAHAR, K., AND ZERHOUNI, N. Cnc machine tool’s wear diagnostic and prognostic by using dynamic bayesian networks. *Mechanical Systems and Signal Processing* 28 (2012), 167–182.
- [186] TOBON-MEJIA, D. A., MEDJAHAR, K., ZERHOUNI, N., AND TRIPOT, G. A data-driven failure prognostics method based on mixture of gaussians hidden markov models. *IEEE Transactions on Reliability* 61, 2 (2012), 491–503.
- [187] TRAN, V.-T., YANG, B.-S., AND TAN, A.-C.-C. Multi-step ahead direct prediction for the machine condition prognosis using regression trees and neuro-fuzzy systems. *Expert Systems with Applications* 36 (2009), 378–387.
- [188] UCKUN, S., GOEBEL, K., AND LUCAS, P. Standardizing research methods for prognostics. In *PHM Int. Conf. on* (2008), pp. 1–10.
- [189] VACHTSEVANOS, G., LEWIS, F.-L., ROEMER, M., AND HESS, A. *Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems*. New Jersey, Hoboken : Wiley & Sons, 2006.
- [190] VAN NOORTWIJK, J. A survey of the application of gamma processes in maintenance. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 1 (2009), 2–21.
- [191] WANG, P., AND VACHTSEVANOS, G. Fault prognostic using dynamic wavelet neural networks. *Artif. Intell. for Engineer. Design Analysis & Manuf.* 15, 04 (2001), 349–365.
- [192] WANG, T. *Trajectory similarity based prediction for remaining useful life estimation*. PhD thesis, University of Cincinnati, 2010.

- [193] WANG, T. Bearing life prediction based on vibration signals : A case study and lessons learned. In *2012 IEEE Conference on Prognostics and Health Management* (2012).
- [194] WANG, W. An adaptive predictor for dynamic system forecasting. *Mechanical Systems and Signal Processing* 21, 2 (2007), 809–823.
- [195] WANG, W., GELDER, P. V., AND J.K VRIJLING. Measuring predictability of daily streamflow processes based on univariate time series model. In *iEMSs* (2008), vol. 16, pp. 3474–3478.
- [196] WANG, W. Q., GOLNARAGHI, M. F., AND ISMAIL, F. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems. *Mechanical Systems and Signal Processing* 18, 4 (2004), 813–831.
- [197] WANG, W. Q., ISMAIL, F., AND GOLNARAGHI, M. F. A neuro-fuzzy approach to gear system monitoring. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 12, 5 (2004), 710–723.
- [198] WARREN LIAO, T. Clustering of time series data – a survey. *Pattern Recognition* 38, 11 (2005), 1857–1874.
- [199] WU, W., HU, J., AND ZHANG, J. Prognostics of machine health condition using an improved arima-based prediction method. In *2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, ICIEA* (2007), pp. 1062–1067.
- [200] YAM, R., TSE, P., LI, L., AND TU, P. Intelligent predictive decision support system for condition-based maintenance. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 17, 5 (2001), 383–391.
- [201] YAMAKAWA, T., UCHINO, E., AND SAMATSU, T. Wavelet neural networks employing over-complete number of compactly supported non-orthogonal wavelets and their applications. In *IEEE World Cong. on Computational Intell.* (1994), vol. 3, pp. 1391–1396.
- [202] YAN, W., QIU, H., AND IYER, N. Feature extraction for bearing prognostics and health management (phm)-a survey (preprint). Tech. rep., DTIC Document, 2008.
- [203] YU, J. A hybrid feature selection scheme and self-organizing map model for machine health assessment. *Applied Soft Computing* 11, 5 (2011), 4041–4054.
- [204] ZAREI, J., AND POSHTAN, J. Bearing fault detection using wavelet packet transform of induction motor stator current. *Tribology International* 40, 5 (2007), 763–769.
- [205] ZEMOURI, R., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. Improving the prediction accuracy of recurrent neural network by a pid controller. *International Journal of Systems Applications, Engineering & Development* 4, 2 (2010), 19–34.
- [206] ZHOU, J., LI, X., GAN, O. P., HAN, S., AND NG, W. K. Genetic algorithms for feature subset selection in equipment fault diagnosis. In *Engineering Asset Management*. Springer, 2006, pp. 1104–1113.
- [207] ZHOU, J.-H., PANG, C. K., LEWIS, F. L., AND ZHONG, Z.-W. Intelligent diagnosis and prognosis of tool wear using dominant feature identification. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 5, 4 (2009), 454–464.
- [208] ZHOU, J.-H., PANG, C. K., ZHONG, Z.-W., AND LEWIS, F. L. Tool wear monitoring using acoustic emissions by dominant-feature identification. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 60, 2 (2011), 547–559.
- [209] ZIO, E. Prognostics and health management of industrial equipment. *Diagnostics and Prognostics of Engineering Systems : Methods and Techniques* (2012), 333–356.
- [210] ZIO, E., AND DI MAIO, F. A data-driven approach for predicting failure scenarios in nuclear systems. *Annals of Nuclear Energy* 37 (2010), 482–491.

-
- [211] ZIO, E., AND DI MAIO, F. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system. *Reliability Engineering & System Safety* 95, 1 (2010), 49–57.
 - [212] ZIO, E., AND PELONI, G. Particle filtering prognostic estimation of the remaining useful life of nonlinear components. *Reliability Eng. & System Safety* 96, 3 (2011), 403–409.

